

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Метод спостереження за рухомими об'єктами
на основі обробки сенсорної інформації

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи СПм-22-5
Мезін Д.О.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системне програмування
(повна назва освітньої програми)

Керівник: проф. Кучук Н.Г.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

Коваленко А.А.
(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 123 «Комп'ютерна інженерія» _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма _____ Системне програмування _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту _____ Мезіну Даниїлу Олеговичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Метод спостереження за рухомими об'єктами
на основі обробки сенсорної інформації

затверджена наказом по університету від “ 01 ” квітня 2024 р. № 257 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____ 15 червня 2024 р.

3. Вхідні дані до роботи операційна система Windows або Linux,
ПК процесор на 1ГГц, 1Гб оперативної пам'яті та 100Мб свобідної пам'яті на
жорсткому диску, технологія JDK, пакет прикладних програм MATLAB

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____

1) аналіз предметної області;

2) обґрунтування вибору показників та алгоритмів

реалізації методу;

3) способи забезпечення роботи систем спостереження

4) розробка методу спостереження за рухомими об'єктами на

на основі комплексування різнорідної сегментованої

інформації

5) дослідження методу спостереження за рухомими

об'єктами в режимі реального часу;

б) висновки.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) 14

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз літературних джерел.	02.04.24-08.04.24	
2	Вибір та обґрунтування методики дослідження	09.04.24-16.04.24	
3	Вибір інструментальних засобів	17.04.24-22.04.24	
4	Розробка моделей протоколів	23.04.24-06.05.24	
5	Проведення експериментів	07.05.24-23.05.24	
6	Оформлення матеріалів кваліфікаційної роботи	24.05.24-03.06.24	
7	Подання кваліфікаційної роботи керівникові та її попередній захист	04.06.24-07.06.24	
8	Подання кваліфікаційної роботи на рецензування	08.06.24-12.06.24	

Дата видачі завдання 01 квітня 2024 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

проф. Кучук Н.Г.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 79 с., 23 рис., 6 табл., 3 дод., 15 джерел.

СПОСТЕРЕЖЕННЯ, РУХОМІ ОБ'ЄКТИ, АЛГОРИТМ, ЧАС, ТОЧНІСТЬ.

Метою роботи є розробка методу, що забезпечує вирішення у реальному часі завдання одночасного спостереження за великою кількістю рухомих об'єктів.

Предметом дослідження є алгоритм спостереження за безліччю рухомих об'єктів, методи зіставлення даних із різних сенсорів та способи забезпечення роботи алгоритмів стеження за рухомими об'єктами в режимі реального часу.

В результаті виконання кваліфікаційної роботи було реалізовано метод спостереження за рухомими об'єктами на основі сенсорної інформації.

ABSTRACT

Master's thesis: 79 pages, 23 figures, 6 tables, 3 appendices, 15 sources.

OBSERVATION, MOVING OBJECTS, ALGORITHM, TIME, ACCURACY.

The major goal of this thesis is to develop a method that provides a real-time solution to the task of simultaneous observation of a large number of moving objects.

The subject of the study is the algorithm for tracking a large number of moving objects, methods of comparing data from various sensors, and ways to ensure the operation of algorithms for tracking moving objects in real time.

As a result of the qualification work, a method of monitoring moving objects based on sensory information was implemented.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	8
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	13
1.1 Особливості методів спостереження за рухомими об'єктами	13
1.2 Огляд метрик оцінки якості спостереження	13
1.3 Огляд існуючих методів спостереження за рухомими об'єктами	18
2 ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ ПОКАЗНИКІВ І АЛГОРИТМІВ РЕАЛІЗАЦІЇ МЕТОДУ	22
2.1 Обґрунтування вибору показників оцінки методів спостереження за рухомими об'єктами	22
2.2 Обґрунтування підходу до вибору алгоритмів спостереження за рухомими об'єктами	24
2.3 Порівняльна характеристика існуючих ієрархічних підходів до реалізації алгоритмів	28
3 СПОСОБИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОБОТИ СИСТЕМ СТЕЖЕННЯ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ	34
3.1 Оцінка вимог до режиму реального часу у завданнях стеження за рухомими об'єктами	34
3.2 Методи забезпечення вирішення завдань спостереження за рухомими об'єктами в режимі реального часу	35
4 РОЗРОБКА МЕТОДУ СТЕЖЕННЯ ЗА РУХОМИМИ ОБ'ЄКТАМИ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСУВАННЯ РОЗНОРІДНОЇ СЕГМЕНТУВАНОЇ ІНФОРМАЦІЇ	44
4.1 Постановка завдання на розробку комплексного алгоритму спостереження за рухомими об'єктами у тривимірному просторі	44
4.2 Структура комплексного алгоритму стеження рухомими об'єктами в тривимірному просторі	45

4.3 Алгоритм комплексуювання інформації	50
5 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ СПОСТЕРЕЖЕННЯ ЗА РУХОМИМИ ОБ'ЄКТАМИ У РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ	54
5.1 Оцінка точності локалізації під час використання різномірних сенсорів	54
5.2 Оцінка якості стеження порівняно з відомими аналогами	57
5.3 Комплексна оцінка роботи алгоритмів у режимі реального часу.....	60
ВИСНОВКИ.....	65
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	66
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	68
ДОДАТОК Б ПУБЛІКАЦІЯ.....	76
ДОДАТОК В Лістинг програми	78

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
І ТЕРМІНІВ

АЛП – арифметико-логічні пристрої

БПЛА – безпілотний літальний апарат

ОВП – опорний вимірювальний пункт

ПЛІС – програмована логічна інтегральна схема

РЛС – станція радіолокації

РТК СП – робототехнічний комплекс спеціального призначення

СВЯ – спеціалізоване обчислювальне ядро

НВІС – надвелика інтегральна схема

СК – система координат

ЦОВ – центральний обчислювальний вузол

МОТА – multiple object tracking accuracy

МОТР – multiple Object tracking accuracy

МСТА – Multi-camera object tracking accuracy

ГМОТА – Global multiple object tracking accuracy

GPU – graphics processing unit

RAM – random-access memory

ВСТУП

Бурхливий розвиток технологій штучного інтелекту в останні роки істотно підвищив якість автоматичного розпізнавання образів [4], дозволивши сегментувати складні сцени і виділяти об'єкти, що цікавлять, як у відеопотоці [5], так і в даних інших сенсорів, наприклад, скануючих лазерних далекомірів [6]. Це зокрема дозволило створити системи локальної навігації [3], які здатні працювати без використання супутникових систем, забезпечити ідентифікацію персоналу методом розпізнавання осіб [2], розробити системи автоматичного виявлення позаштатних ситуацій на виробничих об'єктах [1] тощо.

Водночас у багатьох практичних завданнях потрібно не просто розпізнати присутність того чи іншого об'єкта, а відстежувати та аналізувати траєкторію його руху у довгостроковій перспективі. Якщо об'єкт активно переміщається для охоплення всіх ділянок його траєкторії, може знадобитися комплексування інформації з кількох сенсорів. Ще більше завдання ускладнюється, коли необхідна кількість об'єктів, що одночасно відстежуються, збільшується до десятків і сотень. До додатків, у яких виникають подібні завдання, можна віднести: реалізацію технологій доповненої реальності в системах трансляції спортивних заходів [5], автоматизовану оцінку результатів у спорті високих досягнень [7], відстеження автотранспорту в системах організації дорожнього руху, спостереження за потенційними порушниками при організації масових заходів [6], реалізація автоматів супроводу військової та спеціальної техніки [6]. Важливо, що у переважній більшості випадків під час вирішення подібних завдань потрібно забезпечення стеження як реального часу [5].

Наприклад, під час аналізу процесів функціонування автономних робототехнічних комплексів спеціального призначення (РТК СП) було зроблено висновок у тому, що у перелік завдань системи управління

обов'язково повинні входити пошук і визначення координат цілей для поразки, заздалегідь призначених чи отриманих у часі, і спостереження підвищення рівня ситуаційної обізнаності [3]. При цьому на етапи роботи накладаються суворі часові обмеження через особливості умов застосування РТК СП. Аналізуючи перелічені роботи можна зробити висновок, що узагальнений алгоритм обробки включає дискретні стадії попередньої обробки даних сенсорів, їх сегментації на окремі об'єкти та оцінки їх ознак (у тому числі розпізнавання образів), оцінку траєкторії кожного спостережуваних об'єктів та аналіз цих траєкторій, необхідних для вирішення кінцевої задачі.

Неважко помітити, тільки остання стадія безпосередньо пов'язана з прикладним завданням, що розв'язується. Також можна відзначити, що перші дві стадії не пов'язані із завданням стеження, а вирішують базові питання обробки сенсорної інформації. Таким чином, саме стеження за рухомими об'єктами здійснюється тільки на стадії оцінки траєкторії кожного об'єктів, що спостерігаються. Однак у більшості робіт автори вважають за краще розглядати рішення тієї чи іншої прикладної задачі цілком, досліджуючи всі розглянуті стадії комплексно. При цьому основний акцент часто робиться на етапі сегментації об'єктів із сенсорних даних. Це можна пояснити факторами розглянутими нижче.

Якість вирішення завдань сегментації безпосередньо впливає на можливість подальшого стеження за рухомими об'єктами.

При високій якості сегментації та розпізнавання образів задача стеження може зведена до тривіальної апроксимації траєкторії кожного з розпізнаних об'єктів.

В останні роки розвиток нейромережевих підходів та методів машинного навчання дало безліч нових інструментів для вирішення завдань сегментації та розпізнавання [4], які у свою чергу викликали широкий інтерес у дослідницькому середовищі. У той же час, неважко помітити, що в роботах, чії автори поклалися виключно на результати розпізнавання образів,

досягається істотно нижча якість трекінгу в порівнянні з дослідженнями, де завдання стеження за рухомими об'єктами було винесено як окрему стадію. Ця ситуація призвела до появи великої кількості рішень, частина з яких призначена для роботи тільки з сенсорами одного типу [2], частина невіддільна від того чи іншого методу виділення об'єктів [1], а частина базується на припущеннях (наприклад, про розташування всіх рухомих об'єктів на єдиній «площині землі») [7], які складно застосовуються за межами конкретної розробки. Це, у свою чергу, уповільнює як загальний розвиток теоретичної бази алгоритмів стеження за об'єктами, так і їхнє впровадження при вирішенні нових завдань. У той же час, незалежно від типу використовуваних сенсорів або прийнятих припущень, основні зусилля при створенні таких алгоритмів спрямовані на вирішення трьох основних помилок, що виникають на етапі сегментації: помилково позитивне визначення об'єкта в місці, де він відсутній, помилкова відсутність об'єкта в результатах сегментації, а також об'єднання кількох об'єктів в один внаслідок оклюзії [1, 3].

Така спільність створює передумови для розробки уніфікованих алгоритмів стеження, які могли б бути використані для вирішення широкого класу завдань і були б придатні для обробки даних з сенсорів різного типу, а також для використання в системах, побудованих на базі різнорідних сенсорів. Створення таких уніфікованих алгоритмів, абстрагованих від конкретного методу сегментації і у режимі реального часу стеження тривимірному просторі великою кількістю рухливих об'єктів з характеристиками якості, не поступаються їх приватним аналогам, є безумовно актуальним завданням, вирішення якої затребуване у багатьох галузях економіки нашої країни.

Метою роботи є розробка методу, що забезпечує вирішення у реальному часі завдання одночасного спостереження за великою кількістю рухомих об'єктів.

Завдання дослідження:

- аналіз сучасних підходів до розв'язання задачі стеження за рухомими об'єктами;
- розробити алгоритм спостереження за рухомими об'єктами;
- провести імітаційне моделювання в системі Matlab;
- проведення оцінки ефективності розробленого алгоритму.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Особливості методів спостереження за рухомими об'єктами

Істотна частина досліджень з тематики дипломної роботи спрямована на комплексне вирішення конкретних завдань, породжуючи велику кількість глибоко інтегрованих рішень, що тісно пов'язаний з конкретним набором використовуваних вимірювальних засобів. Це ускладнює пряме порівняння алгоритмів стеження між собою. У той же час аналіз опублікованих у цій галузі робіт показує, що незалежно від типу використовуваних сенсорів зниження якості трекінгу обумовлено трьома основними причинами: помилково позитивним визначенням об'єкта в місці, де він відсутній, помилковою відсутністю об'єкта в результатах сегментації, а також об'єднанням декількох об'єктів у один унаслідок оклюзії [3, 6].

Таким чином, застосувавши різні алгоритми до одного набору даних, що містить усі три види перелічених труднощів, можна обчислити метрику, що характеризує їхню якість щодо один одного. У цьому вимога єдиного набору даних всім алгоритмів є важливим, оскільки у разі будуть створено рівні умови, необхідні порівняння. Якщо ж набори даних різні, то може скластися ситуація, коли один алгоритм стежить за об'єктами, що часто знаходяться, наприклад, у стані оклюзії, а інший – за набором рознесених об'єктів, які оклюзії не схильні. Найімовірніше для більшості відомих метрик результат стеження другого алгоритму буде вищим, але це не означає, що він має кращу якість.

1.2 Огляд метрик оцінки якості спостереження

За останні роки науковою спільнотою було створено велику кількість еталонних наборів даних та метрик для оцінки якості стеження [3, 4, 6, 8, 10].

Розглянемо найпоширеніші з них.

Набір даних APIDIS (представлений групою дослідників Image and Signal Processing Group) містить запис епізоду баскетбольної гри, знятої паралельно з 7 каліброваних відеокамер. Відеоролики записані зі швидкістю 25 кадрів в секунду з роздільною здатністю 800×600 у форматі MPEG-4. Кожен запис включає розмічених 1500 кадрів. Розміри баскетбольного майданчика становлять 2797×1499 см. На майданчику під час гри перебувають 12 осіб: 2 судді та дві команди по 5 гравців. Сегментація зображень даного набору утруднена через складні умови освітлення, відбитків і тіней, що призводить як до втрати об'єктів, так і до хибнопозитивної сегментації неіснуючих об'єктів. Також цей запис містить велику кількість оклюзій, що дозволяє повною мірою оцінити якість алгоритмів стеження. На рисунку 1.1 представлені приклади кадрів даного набору даних.



Рисунок 1.1 – Приклади кадрів із відритого набору даних APIDIS

Ресурс Multiple Object Tracking Benchmark2 (MOT Challenge) містить велику кількість записів, знятих як стаціонарними, так і камерами, що рухаються, які призначені переважно для оцінки якості роботи алгоритмів виявлення та стеження з навчанням. За даними самого ресурсу, а також огляду [8, 7] у роботах найчастіше використовується відео PETS092. Набір даних PETS09-S2L1 містить від 0 до 8 пішоходів, які з'являються в різний час

у кадрі, PETS09-S2L2 (тестовий) становить сумарно 268 цілей [1, 2]. Відео знято з частотою 7 кадрів в секунду з роздільною здатністю 768×576 . Приклад кадру представлений на рис. 1.2.

Ресурс The KITTI Vision Benchmark Suite (KITTI) містить набори даних, які використовуються при вирішенні задач тривимірного виявлення та стеження.



Рисунок 1.2 –Приклад кадру із відритого набору даних PETS09

Інформація про об'єкти (пішоходи та транспорт) була отримана під час їзди автомобіля, який був оснащений лазерним сканером, GPS та камерами (представлена послідовність кадрів у форматі PNG), по міській та сільській місцевості. Набір даних KITTI tracking3 включає 21 навчальну вибірку і 29 тестових. Приклади кадрів наведено на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 –Приклади кадрів із відритого набору даних KITTI tracking

У порівнянні з KITTI tracking та PETS09 набір даних APIDIS є найбільш підходящим для довготривалого стеження за декількома рухомими об'єктами одночасно за допомогою системи сенсорів [8], тому що KITTI tracking орієнтований в першу чергу на завдання автономного водіння та ухилення від перешкод, що рухаються [6], а PETS09 надає дані лише з однієї камери. Таким чином, для даної роботи було обрано набір даних APIDIS.

Крім набору даних, ключовим елементом коректного порівняння алгоритмів є метрика. Розглянемо основні показники, що використовуються для оцінки якості стеження за рухомими об'єктами.

Multiple object tracking accuracy (MOTA) [4] обчислюється (у відсотках) згідно з виразом (1).

$$MOTA = \left(1 - \frac{\sum_t (fn_t + fp_t + idsw_t)}{\sum_t gt_t}\right) \times 100. \quad (1.1)$$

У кожний момент вимірювання t для всіх пар спостереження об'єкт розраховуються параметри:

fn_t – хибно не зіставлені пари;

fp_t – помилково зіставлені пари;

$idsw_t$ – кількість перемикачів ідентифікаторів об'єктів;

gt_t – кількість еталонних точок.

Global multiple object tracking accuracy (GMOTA) заснована на MOTA, але для кращої оцінки впливу перемикачів ідентифікаторів об'єктів замість $idsw_t$ використовується $gidsw_t$ – кількість перемикачів ідентифікаторів об'єктів, яка збільшується щоразу за невідповідності ідентифікатора спочатку заданому. Таким чином, траєкторія з перемикачем ідентифікації посередині буде вважатися неправильною на половині своєї довжини, а не тільки один раз для $idsw_t$. Метрика GMOTA обчислюється (у відсотках) відповідно до виразу (1.2).

$$GMOTA = \left(1 - \frac{\sum_t (fn_t + fp_t + gidsw_t)}{\sum_t gt_t}\right) \times 100. \quad (1.2)$$

Multiple Object tracking precision (MOTP) [4] показує наскільки точно був локалізований об'єкт і розраховується на основі помилки позиціонування збігаються пари спостереження-об'єкт за всіма вимірами, шляхом усереднення за загальною кількістю збігів, що показує здатність трекера точно оцінювати позицію об'єкта, незалежно від його здатності уникати перемикань між траєкторіями різних об'єктів Ця метрика обчислюється за допомогою виразу (1.3).

$$MOTP = \frac{\sum_{i,t} d_t^i}{\sum_t c_t}, \quad (3)$$

де d_t^i – дистанція між об'єктом та відповідним йому спостереженням;
 c_t – кількість пар, що збігаються, спостереження-об'єкт на момент вимірювання t .

Multiple Object tracking precision (MOTP) [10] розроблена спеціально для оцінки точності відстеження об'єктів системою з кількох камер. Вона є твором двох множників, де перший оцінює точність стеження по окремих камерах, а другий між різними камерами. Ця метрика обчислюється (у відсотках) з використанням виразу (4).

$$MSTA = \left(1 - \frac{\sum_t mme_t^s}{\sum_t tp_t^s}\right) \left(1 - \frac{\sum_t mme_t^c}{\sum_t tp_t^c}\right) \times 100, \quad (1.4)$$

де mme_t^s – кількість перемикань ідентифікаторів об'єктів у одній камері;

mme_t^c – кількість перемикань ідентифікаторів об'єктів між камерами;

tp_t^s – кількість правильних зіставлень об'єктів між кадрами на одній камері;

tp_t^c – кількість правильних зіставлень об'єктів між кадрами між камерами.

Аналіз літературних джерел з тематики дисертаційної роботи показав, що найчастіше у роботах, оцінка якості яких проводилася з використанням набору даних APIDIS, як метрика використовувалася MOTA [5,7,11].

Окрім загальної якості стеження для систем з великою кількістю сенсорів, важливою характеристикою є точність локалізації об'єктів, яка може бути як абсолютною, так і відносною (приведеною до розміру робочої зони сенсора). Використання відносної точності є кращим, так вона дозволяє порівнювати алгоритми, перевірені на сенсорах з різними за масштабом робочими зонами. В той же час, навіть при використанні відносної точності необхідно пам'ятати, що як абсолютна так і відносна помилка локалізації залежать не тільки від алгоритмічних рішень, що застосовуються, але і від метрологічних параметрів використовуваних датчиків. Це робить кращим використання модельних експериментів для оцінки впливу розроблених алгоритмів на точність локалізації рухомих об'єктів, що спостерігаються.

1.3 Огляд існуючих методів спостереження за рухомими об'єктами

Дані методи засновані на розпізнаванні об'єктів за набором ознак та стеження за ними. Зіставлення об'єктів на різних вимірах сенсорів у таких методах здійснюється за принципом подібності їх розпізнаних образів. При цьому неминуче постає питання роздільної здатності сенсора, що забезпечує деталізацію об'єкта зі ступенем достатньою для його стабільного розпізнавання. Найбільш простим способом досягнення цього є використання сенсорів з вузькою діаграмою спрямованості та утримання об'єкта, що спостерігається, в заданій її частині (як правило, в центрі) (рисунок 1.4) шляхом механічного переміщення сенсора або зміни його діаграми спрямованості іншим способом (наприклад, за рахунок застосування антенних фазованих ґрат або аналогічних рішень).

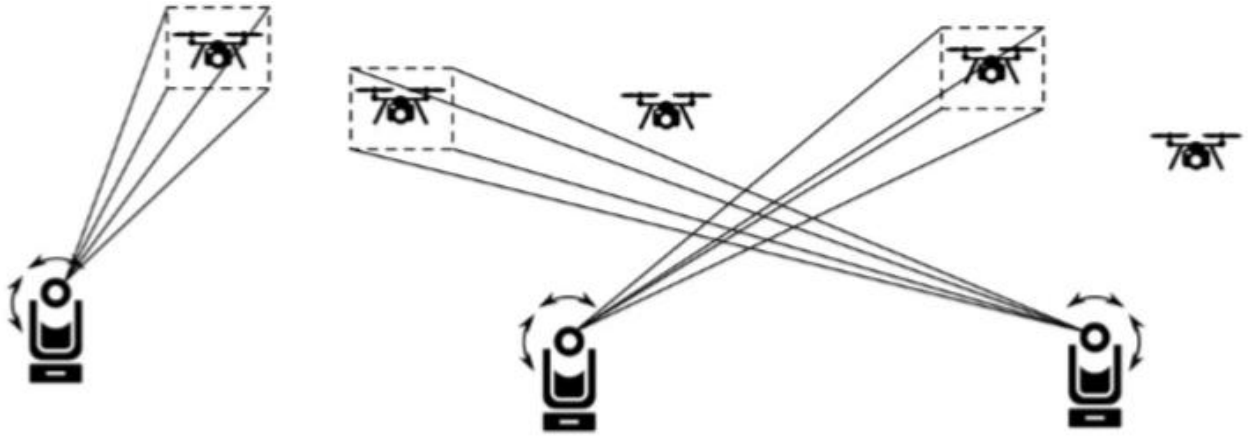


Рисунок 1.4 – Стеження з урахуванням зміни робочої зони датчика

До цих методів можна віднести системи, що слідкують, на основі радіолокаційних станцій (РЛС) [2] або оптоелектронних приладів [1]. За їх практичної реалізації основний акцент робиться на створенні та вдосконаленні алгоритмів пошуку та розпізнавання рухомих об'єктів.

І тому активно розробляються різні детектори [9]. При цьому останнім часом особливо активно розвиваються підходи, засновані на застосуванні нейронних мереж [8]. Основним недоліком даних методів і те, що вони, зазвичай, жорстко прив'язані до конкретного типу сенсора. Також варто зазначити, що за рідкісним винятком, вони мають досить низькі показники якості стеження за метрикою МОТА, які у більшості випадків перебувають на рівні 60%. Однак це не єдині їхні недоліки. Виходячи з принципу своєї роботи, такі системи вимагають застосування датчиком з вузьким полем зору (наприклад, відеокамер з полем 3×3), які дозволяли б з одного боку однозначно розпізнати мету, а з іншого боку мінімізувати кількість сторонніх об'єктів у кадрі. У той же час вузьке поле сенсора висуває високі вимоги до швидкості і точності зміни його діаграми спрямованості (наприклад, переміщення камери з використанням опорно-поворотного пристрою). Особливо це актуально при стеженні високодинамічних об'єктів.

Так, якщо рухомий об'єкт, що цікавить, пропаде з робочої зони сенсора, то здійснити повторне його захоплення буде вкрай складно. Те саме

стосується оклюзій. У разі помилкового перемикання на іншу мету повернення до стеження за вихідною може стати не тривіальним завданням. Використання ж сенсорів з широким полем створює проблеми розпізнавання об'єктів, які, наприклад, у випадку відеокамер, можуть мати розмір всього 2×2 пікселя [1, 6]. Одним з найбільш відомих шляхів вирішення описаних вище проблем є поєднання в одному комплексі сенсорів з широким і вузьким полем огляду: перший використовується для виявлення (у тому числі у разі втрати об'єкта через помилки сегментації), а другі для їхнього стійкого супроводу. При цьому зіставлення об'єктів сенсора з широким полем нерідко здійснюється з використанням так званого Угорського алгоритму [7] та Калманівської фільтрації. Однак навіть у цьому випадку подібні системи мають проблеми з масштабуванням, пов'язані з тим, що для стійкого відстеження кожного об'єкта все одно потрібен окремий вузькопольний сенсор. Також такий підхід практично не вирішує проблему просторової локалізації об'єктів, за винятком випадків, коли тривимірна локалізація виконується за рахунок принципу дії датчика, що використовується. До останніх відноситься застосування РЛС [2] або камер, с'юстованих з лазерним далекоміром, спрямованим паралельно осі візування [1, 4]. Для подолання описаних вище недоліків використовуються просторово розподілені системи інформаційних сенсорів [3], які включають велику кількість датчиків, що одночасно спостерігають за обстановкою, за даними яких відстежується велика кількість об'єктів і забезпечується визначення їх просторового положення. Використання ж різномірних датчиків дозволяє збільшити обсяг корисної інформації, що збирається про об'єкти, що спостерігаються [9].

Сегментовані дані з системи сенсорів, тобто спостереження, застосовуються для стеження за безліччю рухомих об'єктів у різних методах та алгоритмах, які класифіковані різними способами, розгорнуто представленими у [7]. У роботі пропонується поділ методів на чотири групи

за способом побудови структури трекера (який найбільш повно охоплює і класичні, і сучасні способи стеження):

- імовірнісні [4,7] – характеризуються застосуванням фільтрів для аналізу параметрів об'єктів спільно з алгоритмами зіставлення прогнозованих даних та спостережень;

- ієрархічні [11] – їхньою особливістю є багаторівнева структура, яка дозволяє застосовувати декілька різних алгоритмів стеження, що покращує показник МОТА.

Більшість методів цієї групи базується на застосуванні нейронних мереж, наприклад, [8] застосовується нейронна мережа з архітектурою довгого ланцюга елементів короткострокової пам'яті long short-term memory (LSTM) разом з розрахунком евклідової відстані, [6, 8] LSTM використовується з жадібним алгоритмом. Нові методи характеризуються нестандартними підходами, наприклад, застосовується локальна і глобальна оптимізація, що чергується [1, 4] або використовується алгоритм оптимізації Франк-Вульфа [5]).

Інші методи на базі фільтра Калмана, але без застосування підходу асоціації імовірнісних даних – probabilistic data association (PDA) [8], а також з використанням нечіткої логіки та множинних моделей – interactive multiple models (IMM).

Особливий інтерес становлять ієрархічні та ймовірнісні методи через те, що мають кращі показники [10].

2 ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ ПОКАЗНИКІВ І АЛГОРИТМІВ РЕАЛІЗАЦІЇ МЕТОДУ

2.1 Обґрунтування вибору показників оцінки методів спостереження за рухомими об'єктами

На основі проведеного огляду та аналізу можна зробити висновок про те, що перспективні методи стеження повинні забезпечувати простоту масштабування зі збільшенням кількості рухомих об'єктів, за якими необхідно стежити, здійснювати їх локалізацію об'єктів у тривимірному просторі, а також мати можливість роботи з різнорідними сенсорами. З погляду якості стеження найбільший інтерес викликають роботи, присвячені алгоритмам, побудованим на імовірнісних та ієрархічних методах. Більшість з розглянутих під час огляду робіт, що мають найкращі показники якості, оцінили їх автори за метрикою MOTA з використанням відкритого набору даних APIDIS. У зв'язку з цим дану метрику та набір тестових даних пропонується використовувати і для роботи. У таблиці 2.1 представлені результати порівняння якості відстеження відомих алгоритмів, що мають найкращу якість стеження за метрикою MOTA при верифікації на наборі даних APIDIS.

Оцінюючи результати таблиці 2.1 не можна не алгоритм стеження, результати якого вражають і сьогодні, незважаючи на те, що він був розроблен у 2016 р. Проте, на практиці цей метод не набув широкого поширення, тому що він базується на відновленні тривимірної моделі, об'єктів, що спостерігаються, і, як наслідок, виявляється працездатний тільки в умовах їх великої зйомки.

Таблиця 2.1 – Порівняння якості відстеження відомих алгоритмів за їх верифікації на наборі даних APIDIS

Алгоритм спостереження	MOTA
Online Multiple Athlete Tracking with Pose-Based Long-Term Temporal Dependencies	75.2%
Variational inference for 3-D localization and tracking of multiple targets using multiple cameras	79.6%
Multi-camera multi-player tracking with deep player identification in sports video	81.1%
Robust, real-time 3d tracking of multiple objects with similar appearances	85.5%
Розроблені алгоритмічні рішення	85.8%

Також даний метод суттєво прив'язаний до використання камер видимого світлового діапазону. Тим не менш, доцільним є використовувати його якість трекінгу у вигляді цільового зразка за метрикою MOTA на базі набору даних APIDIS для більш загальних перспективних алгоритмічних рішень, що розробляються в цій роботі. Оцінка цільових вимог щодо точності локалізації на основі існуючих робіт є складнішим завданням. Справа в тому, що в більшості робіт, на відміну від метрики якості стеження, такі дані наводяться. А в тих алгоритмах, де точність локалізації вимірюється, вона, як правило, оцінюється виключно в системі координат і одиниць вимірювання окремих сенсорів. Останнє пов'язано з тим, що для оцінки точності в ході натурних експериментів потрібно знати точне положення всіх об'єктів, що спостерігаються в кожний момент часу, що значно складніше забезпечити на практиці, порівняно, наприклад, з розміткою наборів даних, необхідних для обчислення MOTA або аналогічних метрик.

У кваліфікаційній роботі пропонується використовувати як цільову функцію – точність локалізації необхідну у завданнях, у яких застосовуються трекари рухомих об'єктів.

Як таке завдання можна розглянути автоматичну оцінку спортивних заходів. Найпростіше зазначена точність оцінюється для методів, заснованих на картах зайнятості, зважаючи на те, що точність локалізації в них безпосередньо пов'язана з розміром сітки. Наприклад, комірка карти зайнятості при верифікації на наборі даних APIDIS являла собою паралелепіпед розміром $50 \times 50 \times 185$ см. При розмірі баскетбольного поля 27.97×14.99 см відносна точність локалізації цих методів буде не кращою за 3.3%. гравців в аналогічній задачі з використанням апаратних трекерів, заснованих на радіопеленгаційних маяках, закріплених на спортсменах, то вона виявиться в ідеальному випадку навіть дещо кращою. Так, у роботах присвячених подібним трекерам відносна точність навігації варіювалася в діапазоні від 3.2 – 11%. У зв'язку з цим пропонується як цільовий рівень відносної точності локалізації за допомогою алгоритму стеження, що розробляється, в даній роботі пропонується прийняти значення 3%.

2.2 Обґрунтування підходу до вибору алгоритмів спостереження за рухомими об'єктами

У роботах, присвячених імовірнісним методам, кожен об'єкт представлено як модель, що складається з декількох параметрів, набір яких встановлюється заздалегідь (часто це положення та швидкість). За допомогою фільтрів прогнозується зміна цих параметрів з часом, що забезпечує можливість зіставлення пар спостереження-об'єкт за допомогою різних алгоритмів, таких як алгоритми пошуку найближчих сусідів nearest neighbor (GNN) та suboptimal nearest neighbor (SNN) [7], алгоритм ймовірнісної асоціації даних joint probabilistic data association (JPDA) [8] та ін. Базовими прикладами фільтрів є широко відомі фільтр Калмана та фільтр

частинок. Різні комбінації, доповнення та модифікації фільтрів та алгоритмів для зіставлення інформації, які активно розробляються на сьогоднішній день, дозволяють значно покращувати показники точності стеження та продуктивності. Класичні алгоритми GNN і SNN є одними з ранніх, які стали використовуватися для стеження за безліччю об'єктів. Зіставлення даних проводиться на основі матриці (the cost matrix), що складається з оцінок відповідностей спостережень об'єктам, розрахунок яких проводиться з допомогою різних функцій, наприклад, однією з найпоширеніших є евклідова метрика [7], тобто. розраховується найближча відстань між спостереженням та раніше знайденого об'єкта. Перевагою даних алгоритмів є низька обчислювальна складність, але при цьому висока ймовірність невірної зіставлення у випадках з об'єктами, що близько знаходяться один до одного, яка надалі не коригується. На відміну від GNN і SNN, де розраховуються однозначні оцінки відповідності спостережень об'єкту, алгоритм JPDA дозволяє формувати ймовірності зіставлення одному об'єкту кількох спостережень, що покращує якість стеження, але при цьому зі збільшенням кількості цілей, що обстежуються, обчислювальна складність зростає в геометричній прогресії [8].

Вищезазначені алгоритми не вирішують проблему виявлення хибних цілей, для цього було розроблено метод multiple hypothesis tracking (MHT), заснований на методі максимальної правдоподібності. Його ключовою особливістю є накопичення даних доти, доки зроблено остаточний висновок зіставлення спостереження з об'єктом. Таким чином, помилкові спостереження, викликані, наприклад, шумом сенсора, не будуть стабільно зберігатися протягом кількох вимірів, і за остаточному рішенні не враховуються [4, 6]. Мінусом такого рішення є суттєве зростання вимоги до пам'яті під час реалізації [3].

Для зниження обчислювальної складності було розроблено алгоритми на базі probability hypothesis density (PHD): gaussian mixture PHD (GM-PHD) та sequential Monte Carlo PHD (SMC-PHD), що використовують підхід

випадкових кінцевих множин, random finite set (RFS), у якому група об'єктів представлена як безліч станів, проте спостереження – як безліч вимірів [6]. У такому разі відсутня необхідність у явному вигляді пов'язувати спостереження з об'єктами, що вирішує проблеми відсутності апріорної інформації про кількість об'єктів, що відстежуються. Фільтри на базі алгоритмів PHD відносяться до класу фільтрів інтенсивності [12], де, на відміну від байєсівських фільтрів (наприклад, до них відноситься JPDAF), замість оцінки функції ймовірності щільності використовується статистичний момент першого порядку і оцінюється функція інтенсивності [5]. На підході RFS також заснований новий (щодо вищевказаних) алгоритм стеження за безліччю об'єктів poisson multi-bernoulli mixture filter (PMBM), особливість якого полягає в комбінації розподілів Пуассона та Бернуллі, де перший компонент необхідний для моделювання невиявлених на поточному вимірі об'єктів, а другий – для того, щоб зробити висновок про те, чи є спостереження новим чи вже відомим об'єктом, чи хибним спрацьовуванням [6]. У цьому підході представлено порівняння фільтрів з урахуванням GNN, JPDA, PHD і PMBM і було зроблено висновок у тому, що найбільш продуктивними є GNN і PHD, але за умови, що реалізації будуть використані високопродуктивні обчислювальні пристрої рекомендується використовувати PMBM для стеження.

Учасники групи Multimedia and Vision (Лондонський університет королеви Марії) представили метод стеження на базі фільтра частинок, де не потрібні дані про кількість об'єктів, що відстежуються, так як застосовується метод кластеризації Mean -Shift (рисунок 2.1), що не вимагає апріорної інформації про кількість кластерів.

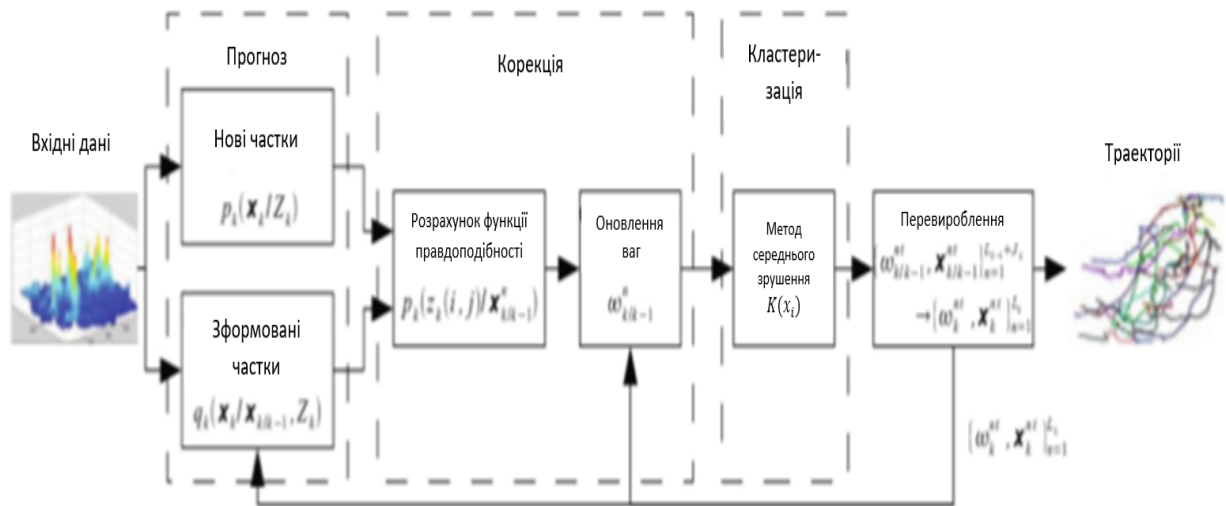


Рисунок 2.1 – Оригінальний алгоритм стеження рухомих об'єктів на основі фільтра частини та Mean-shift кластеризації

Розглядається підхід стеження за об'єктами, схожими на вигляд, на базі алгоритму максимального апостеріорного очікування- максимізації (MAP-EM), який заснований на EM-алгоритмі, при якому максимальна правдоподібність параметрів імовірнісної моделі оцінюється в умовах прихованих змінних. Цей підхід забезпечує високий показник МОТА для ймовірнісних методів – 85.5%.

На рисунку 2.2 відображено оригінальний підхід для боротьби з спотвореннями передбачуваних траєкторій об'єктів, що спостерігаються в результаті оклюзій, заснований на об'єднанні фільтра Калмана і фільтра частинок. Оригінальна ілюстрація з роботи [7], демонструє відмінність у методиці передбачення при використанні звичайної калманівської фільтрації та запропонованого авторами комбінованого підходу.

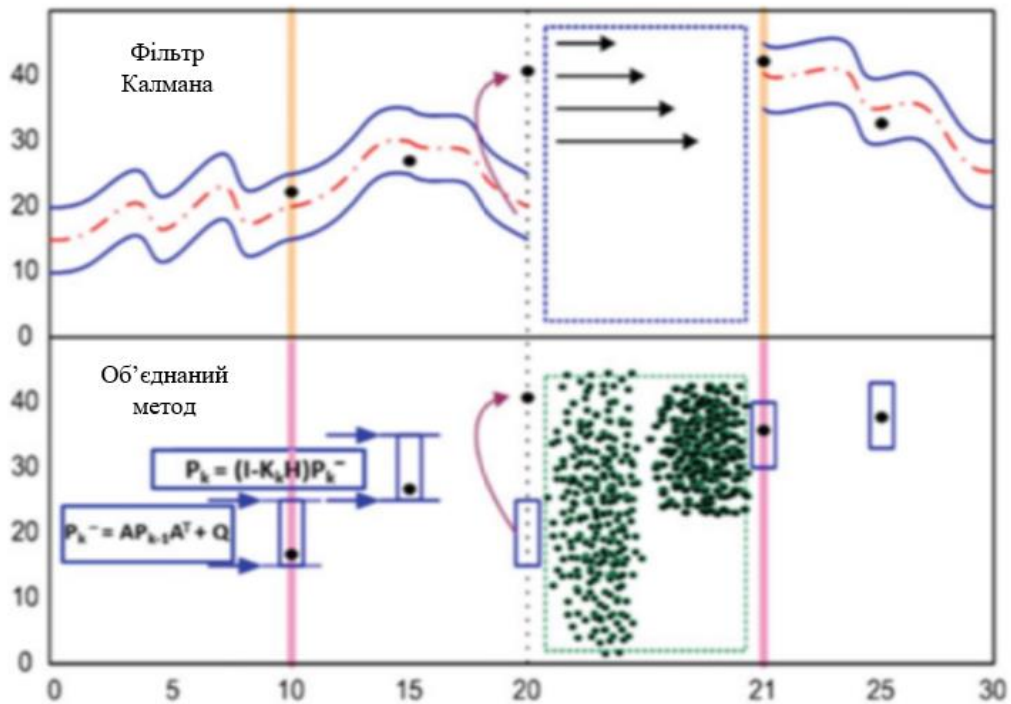


Рисунок 2.2 – Порівняння принципу дії алгоритмів стеження, заснованих на калманівській фільтрації (згори) та на комбінованому підході

Відзначемо, що цей підхід збільшує точність локалізації, але його застосування лімітовано рядом умов: об'єкти добре сегментовані, рухаються з невисокими швидкостями, а також правильно підібрано кількість частинок. Наведено порівняння продуктивності фільтра Калмана та фільтра частинок, і зроблено висновок про те, що фільтр Калмана обробляє дані швидше у 1.13 разів.

2.3 Порівняльна характеристика існуючих ієрархічних підходів до реалізації алгоритмів

Розглянемо докладніше ієрархічні методи. Їх особливістю є багаторівнева структура взаємодії різних алгоритмів стеження зіставлення пар спостереження – об'єкт чи спостереження – треклет (послідовність спостережень конкретного об'єкта, отримана певний проміжок часу), у своїй

кількість рівнів може відрізнятись [5]. У роботах цієї групи часто використовуються нейронні мережі (R-CNN, LSTM [8] та ін.). Основний акцент робиться на обробці моделей зовнішнього вигляду та розрахунку метрик подібності, але при цьому враховуються параметри руху, що аналізуються за допомогою фільтра Калмана [5]. На відміну від ймовірнісних методів він застосовується без підходу PDA. Також у багатьох роботах використовуються високі та низькі показники достовірності зіставлення [8], які формуються в результаті першої ітерації розрахунків (на першому рівні), та спостереження для пар з низьким показником є вихідними даними для повторного розрахунку з новими умовами або для інших алгоритмів (на наступних рівнях). На рисунку 2.3 представлена структурна схема чотириступінчастого методу [5], де застосовуються два типи зіставлення за допомогою Угорського алгоритму, а саме спостереження - треклет і імовірно новий треклет-треклет, в тому числі використовується глобальне та локальне зіставлення. Підхід забезпечує високі показники точності, але орієнтований тільки одну камеру, при цьому час обробки одного кадру займає 60 мс.

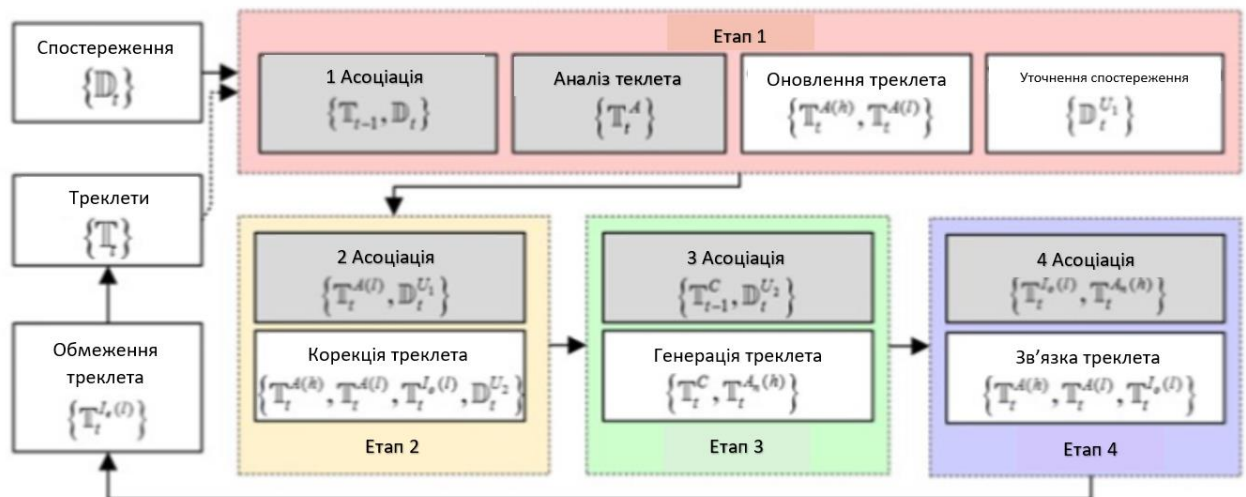


Рисунок 2.3 – Структурна схема ієрархічного алгоритму

Структурна схема алгоритму представлена на рисунку 2.4. Як видно завдання зіставлення у ньому нерозривно пов'язані із завданнями сегментації.

Імовірнісна карта зайнятості формується безпосередньо на стадії розпізнавання образів гравців. Це суттєво лімітує застосування даного алгоритму та його похідних у завданнях, де як сенсори використовуються вимірювальні пристрої, відмінні від відеокамер. Вищезгадані роботи стали відправною точкою для великої кількості дослідників, а запропоновані в них алгоритми стеження за рухомими об'єктами отримали безліч модифікацій. У роботах [8, 13] застосовується гібридний метод, тобто поєднує побудова карти зайнятості для знаходження гравців на полі, а також виділення основних ознак (колір форми, номер гравця) об'єктів, тобто їх класифікація. Дана інформація в сукупності використовується для відстеження на базі алгоритму знаходження найкоротшого шляху (k - shortest path). На окреме обговорення заслуговує досягнення значення МОТА рівного 100. Такий високий показник було досягнуто завдяки тому, що на всій послідовності кадрів були коректно визначені всі ознаки для всіх об'єктів, що спостерігаються. Насправді такі кадрові послідовності зустрічаються дуже рідко, оскільки вимагають умов зйомки близьких до ідеальним. У зв'язку з цим досягнення у роботі [8] настільки високого значення МОТА вважатимуться лише окремим випадком, яким не можна говорити якість роботи алгоритму загалом.

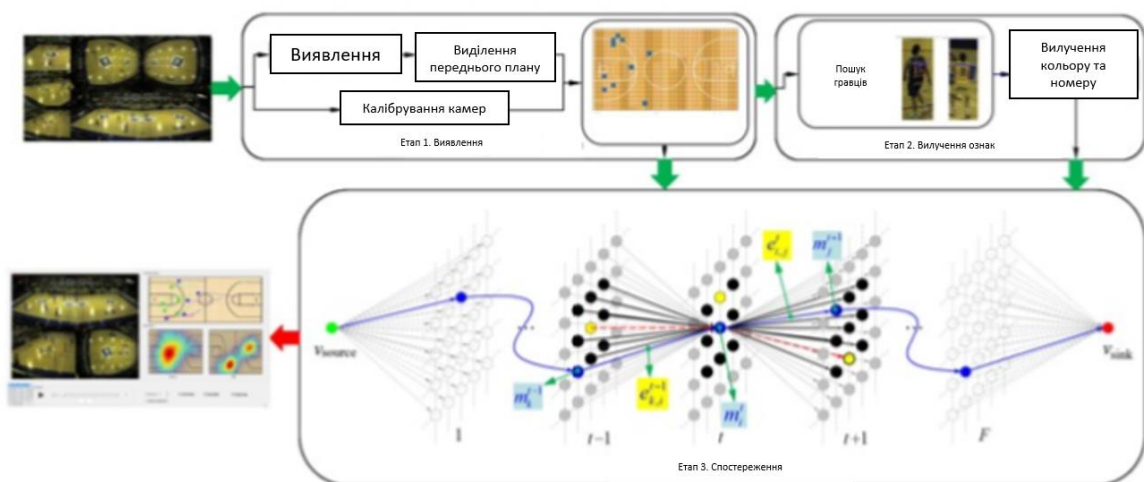


Рисунок 2.4 – Структурна схема гібридного алгоритму сегментації та стеження за рухомими об'єктами

Метод на базі LSTM забезпечує обробку даних із швидкістю 30 кадрів на секунду, але при цьому показник його MOTA на наборі даних складає 75.2%. Цей підхід враховує карту зайнятості та візуальну інформацію (включаючи пози гравців), забезпечує точність стеження становить 81.1%, але при цьому самі автори відзначають високу обчислювальну складність запропонованого підходу порівняно з існуючими роботами. Як імовірнісні, так і ієрархічні методи можуть бути поділені на дві групи за способом представлення навколишнього середовища та рухомих об'єктів [5]: засновані на моделях об'єктів та на базі побудови карти зайнятості.

Методи першої групи фокусуються на рухомих об'єктах і дозволяють оцінювати параметри об'єктів, що змінюються, для порівняння спостереження-об'єкт, але мають більш низькі показники точності стеження за метрикою MOTA через частого перемикування ідентифікаторів об'єктів. Важливим є етап сегментації, що передує етапу стеження, на якому, як було сказано вище, виникає ряд проблем: хибнопозитивні спостереження, помилкова відсутність тощо. Існує два шляхи для їх виправлення. Частина робіт націлена на покращення алгоритмів, які застосовуються на даному етапі, наприклад, шляхом покращення налаштувань та/або зміни дескрипторів [6]. Даний підхід має два недоліки: найчастіше відсутня можливість застосування таких систем стеження в режимі реального часу (у наведеному прикладі через повільне навчання дескрипторів) і жорстка прив'язка до способу виявлення без можливості тестування різних методів. Другий шлях вирішення проблем на етапі виявлення - це розробка нових алгоритмів для етапу стеження, які приймають на вхід всі доступні спостереження і вже в ході зіставлення відсівають хибнопозитивні вимірювання або формують припущення про місцезнаходження невиявленого на даний момент об'єкта. Такий спосіб кращий, тому що дозволяє експериментувати з алгоритмами на першому етапі, а також відкриває більше можливостей для забезпечення роботи в режимі реального часу.

Методи, засновані на окремій сегментації об'єктів, також поділяються за поданням об'єкта у вигляді точки, що обмежує рамки або силуету. Найбільш універсальним є спосіб подання як точки, т.к. підходить у т.ч. для стеження за невеликими об'єктами, що рухаються на високих швидкостях (наприклад, гоночні БПЛА) або вимірювання на далеких відстанях. Силуети застосовуються, як правило, при розробці систем стеження за людьми, наприклад, спортсменами [14], а рамки, що обмежують, — для пішоходів і транспорту, коли в алгоритмі враховуються габарити об'єкта.

Методи другої групи (на основі побудови карти зайнятості) [5, 9] відрізняються універсальним поданням даних, що дозволяє легко комплексувати інформацію з різних типів сенсорів та дає більше можливостей застосування на відкритих просторах. Загальний принцип методів цієї групи полягає в тому, що детермінована в просторі площа ділиться на комірки з фіксованим розміром, і на основі алгоритмів, що застосовуються на етапі виявлення, робиться висновок про наявність або відсутність об'єкта в комірці. До недоліків такого підходу належать непридатність до використання для стеження деяких типів об'єктів, наприклад, безпілотних літальних апаратів (БПЛА), а також строго обумовлена розміром осередку точність локалізації об'єкта. Методи, що належать другій групі, часто використовуються у задачі відстеження спортсменів multi-athlete tracking (MAT) з допомогою системи камер [8]. Вони характеризуються, зазвичай, високої точністю стеження, тобто їх показники $MOA > 80\%$. Але, з іншого боку, вони вимагають для реалізації високопродуктивних обчислювальних пристроїв, що обмежує їх сферу застосування. Знаковою роботою у цій групі є [4], яка згодом була доповнена різними модифікаціями [5].

На основі проведеного аналізу можна зробити наступний висновок: структура ієрархічних методів дозволяє досягти високих показників точності стеження, але при цьому вони поступаються імовірнісним методам продуктивності через збільшення кількості рівнів взаємодії алгоритмів.

Таким чином, перспективним розвитком є інтеграція імовірнісного підходу з фільтром Калмана до ієрархічної структури для врахування не лише параметрів руху, а й ознак об'єктів. Також кращим є спосіб стеження на основі аналізу параметрів об'єкта, зважаючи на великі перспективи для збільшення точності локалізації.

3 СПОСОБИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОБОТИ СИСТЕМ СТЕЖЕННЯ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

3.1 Оцінка вимог до режиму реального часу у завданнях стеження за рухомими об'єктами

На сьогоднішній день не існують єдиних критеріїв, які б визначали вимоги до режиму реального часу при реалізації алгоритмів стеження за рухомими об'єктами. В одному з проаналізованих досліджень стверджується, що для досягнення роботи в реальному часі достатньо забезпечити час обробки кожного нового кадру, що не перевищує 0,058 с (частота обробки 17,24 Гц). У той же час в іншому дослідженні кадрова частота роботи трекера в 22 кадр/с позиціонується як режим «близький до реального часу», наводяться час реакції оператора на різні обурення, які для візуальної інформації розташовуються в діапазоні 160-180 мс. Таким чином при створенні алгоритмів стеження за рухомим об'єктами, призначених для використання в системах доповненої реальності, немає необхідності в забезпеченні швидкості обробки даних сенсорів, що перевищує зазначений час більш ніж у 5 разів, що відповідає 32 мс на один цикл розрахунку алгоритму або кадрової частоти 31,125 кадр/с для систем, побудованих з урахуванням камер.

Одна з останніх робіт у цій галузі, опублікована у престижному журналі *Pattern Recognition* [15] встановлює межу реального часу для систем відеоспостереження за великою кількістю рухомих об'єктів на рівні 25 кадр/с. Останнє поєднується зі стандартною частотою, що використовується в видимих камерах [14] та інфрачервоного діапазону [9], скануючих лазерних далекомірів і камер глибини. Також багато РЛС мають частоту сканування нижче або близьку до 25 Гц [4]. Таким чином, доцільно як критерій досягнення реального часу в даній роботі вибрати частоту виконання

алгоритмів стеження за рухомими об'єктами на підставі даних різнорідних сенсорів на рівні 25 Гц, що відповідає максимальному часу розрахунку одного циклу алгоритму 40 мс.

3.2 Методи забезпечення вирішення завдань спостереження за рухомими об'єктами в режимі реального часу

Можливість роботи тієї чи іншої алгоритму як реального часу визначається з одного боку його обчислювальною складністю, з другого – продуктивністю обчислювальних пристроїв, у яких він виконується. Як показує практика, для того, щоб досягти високої продуктивності у вирішенні завдань стеження за великою кількістю об'єктів, потрібно нарівні з процесорами загального призначення використовувати спеціалізовані апаратні прискорювачі. Як такі прискорювачі, як правило, виступають графічні процесорні ядра (GPU) [12] або мікросхеми ПЛІС, що реконфігуруються [9]. Крім цього, також існують процесори, оснащені спеціалізованими блоками для прискорення та паралелізації обчислень. Однак, з прикладної точки зору, такі прискорювачі мало чим відрізняються від GPU, тому в даній роботі вони будуть розглядатися разом у вигляді єдиної групи задачно-орієнтованих понад великі інтегральні схеми (ПВІС). На рисунку 3.1 представлена узагальнена структурна схема обчислювальної системи з урахуванням GPU. Як видно GPU включає велику кількість незалежних арифметико-логічних пристроїв (ALU), об'єднаних в групи, які мають загальний блок управління і кеш. Така структура дозволяється паралельно виконувати велику кількість обчислень, суттєво прискорюючи матричні перетворення, Фур'є-аналіз, кольорофільтрацію та багато інших. Для роботи GPU ядра вимагають наявності процесора загального призначення, який зазвичай пов'язаний з GPU через загальну Random-access пам'ять пам'яті (RAM).

Варто зазначити, що ця пам'ять є одним із «найвужчих місць» при вирішенні завдань апаратного прискорення обчислень за допомогою GPU. Справа в тому, що за рідкісним винятком ця пам'ять є окремою від основної RAM, використовуваної процесором загального призначення для виконання запущених на ньому програм. Відповідно, дані, завантажені в процесі роботи цих програм, вимагають додаткового копіювання на згадку, пов'язану з GPU. В результаті, якщо операції, що виконуються на GPU і на процесорі загального призначення, йдуть по черзі, то тимчасові витрати на копіювання даних між різними блоками пам'яті можуть переважити всі переваги, отримані за рахунок апаратного прискорення.

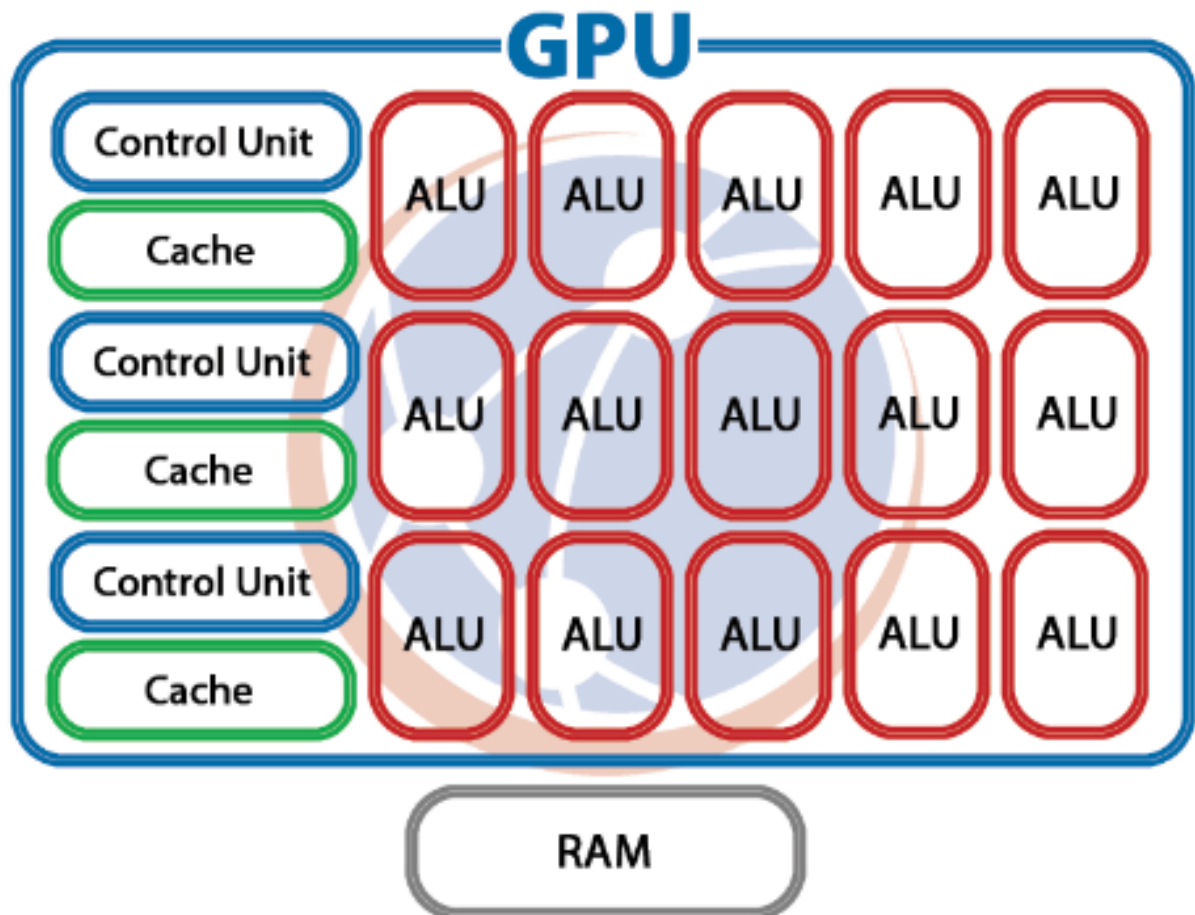


Рисунок 3.1 – Узагальнена структурна схема обчислювальної системи на базі GPU

На відміну від GPU ПЛІС є не закінченим рішенням, а платформою для створення спеціалізованих обчислювальних пристроїв. Вона являє собою матрицю, що реконфігурується, з типових логічних блоків, які можуть бути пов'язані програмованим інтерконнектом як між собою, так і з входами/виходами мікросхеми (рисунок 3.2). Типовий логічний блок включає таблиці істинності і тригери, дозволяючи за допомогою їх комбінації створювати необхідну апаратну архітектуру, реалізованого блоку цифрової обробки даних. Також сучасні ПЛІС можуть містити спеціалізовані блоки пам'яті та апаратного прискорення обчислення (наприклад, апаратні помножувачі або блоки множення з акумулюванням), які суттєво прискорюють обчислення порівняно з їх виконанням виключно з використанням стандартних логічних блоків [8, 9]. Одним із головних недоліків ПЛІС у порівнянні з GPU є частота роботи. Так багато сучасних GPU працюють на частотах вище 1,5 ГГц, забезпечуючи продуктивність у десятки TFLOPS [11]. У цей час частоти тактування ядер цифрової обробки сигналів, реалізованих без ПЛІС рідко перевищують 200 МГц, а часто їх частота виявляється менше 100 МГц. У той же час у науковій літературі неодноразово описані випадки, коли під час вирішення прикладних завдань ПЛІС перевищували за продуктивністю GPU [9]. Це досягається за рахунок того, що на ПЛІС обчислювальні ядра можуть бути глибоко оптимізовані під конкретний алгоритм цифрової обробки даних, у той час як АЛУ GPU створювалися для вирішення широкого кола задач, властивих насамперед візуалізації тривимірної графіки. Як і у випадку GPU при створенні апаратних прискорювачів обчислень необхідно мінімізувати обмін даними з процесором загального призначення, щоб уникнути впливу транспортних затримок інтерфейсу зв'язку з ПЛІС на продуктивність обчислень.

У той самий час, під час реалізації алгоритмів стеження рухомими об'єктами з урахуванням ПЛІС існує також можливість реалізувати сам процесор загального призначення тієї ж ПЛІС, як і спеціалізовані обчислювальні ядра [11]. Такий підхід дозволяє оптимізувати обмін даними

між усіма компонентами обчислювальної системи, однак і він не позбавлений недоліків, головним з яких є зниження частоти тактування процесора загального призначення до рівня 50-200 МГц, характерного для рішень на базі ПЛІС.

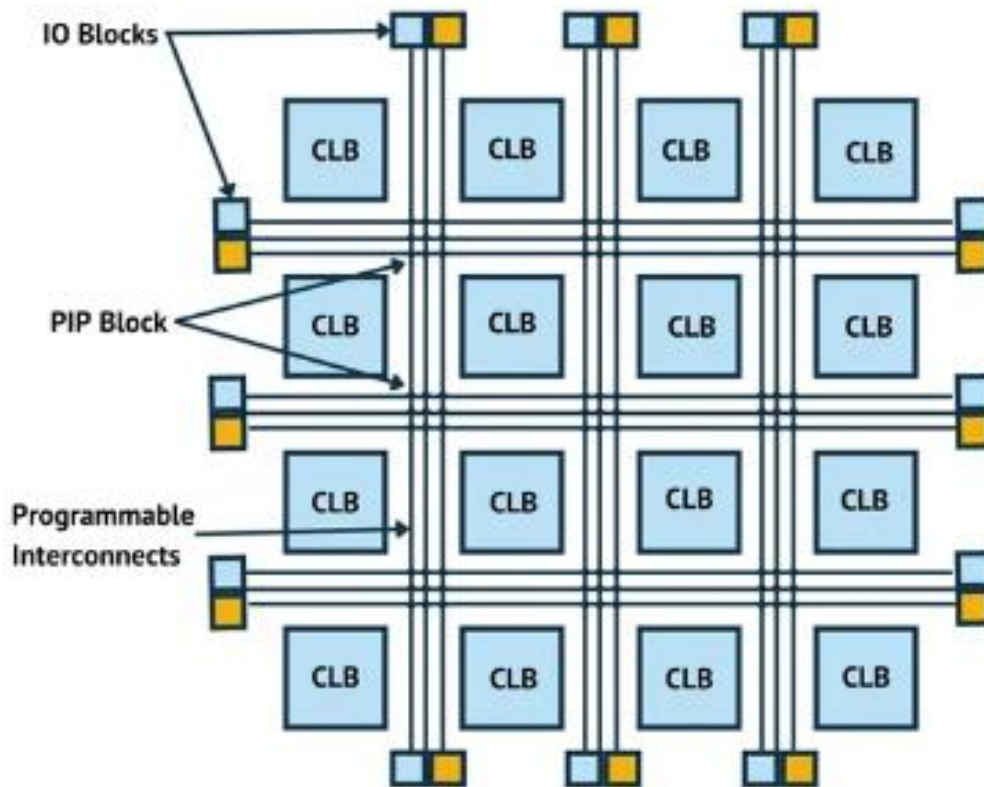


Рисунок 3.2 – Узагальнена структурна схема ПЛІС

У таблиці 3.1 наведено результати порівняння переваг та недоліків апаратного прискорення обчислень на базі GPU та ПЛІС, отримані в результаті аналізу [15].

Як видно з таблиці 3.1 головними перевагами GPU є висока продуктивність у завданнях великої розмірності та розвинені інструменти для створення необхідного програмного забезпечення. Перевагами ж ПЛІС є можливість більш гнучко оптимізувати апаратні рішення під необхідний алгоритм обчислень, мінімізуючи в тому числі енергоспоживання, можливість створити інтегроване рішення, що не потребує окремого мікропроцесора, і

простота перенесення створених рішень між мікросхемами різних виробників. Останні перевага стає особливо актуальною в умовах геополітичних санкцій, що постійно наростають, коли номенклатура доступних мікросхем не тільки постійно скорочується, але змінюється за своїм складом з плином часу [8].

Таблиця 3.1 – Порівняння переваг та недоліків апаратного прискорення обчислень на базі GPU та ПЛІС

GPU	Програмована логічна інтегральна схема
Переваги	
Вища продуктивність завдання великої розмірності.	Можливість гнучко оптимізувати рішення під конкретний алгоритм обчислень
Розвинені засоби проектування, що дозволяють за короткий термін імплементувати необхідні алгоритми обробки даних	Високе співвідношення продуктивність/енергоспоживання
Можливість роботи на вищих частотах	Можливість створення інтегрованих рішень, які потребують додаткового мікропроцесора як окремої мікросхеми.
Нижче вартість за однакового рівня інтеграції .	Простота перенесення рішень між мікросхемами різних виробників
Недоліки	
Обмежений вибір мікросхем, перенесення проектів між яким утруднений	Загальна складність процесу розроблення апаратно-програмного забезпечення програмованої логічної інтегральної схеми.
Обмежені можливості оптимізації енергоспоживання	Неможливість роботи на високих частотах із використанням мікросхем, за винятком занадто дорогих рішень

Таким чином, з точки зору забезпечення технологічного суверенітету застосування ПЛІС є перспективнішим порівняно із застосуванням GPU. З позиції загальної архітектури організації обчислень можна розділити системи стеження рухомими об'єктами втричі класу: інтегровані, централізовані і

розподілені. Інтегровані рішення мають на увазі розміщення обчислювального пристрою безпосередньо в корпусі того чи іншого сенсора. Приклад таких пристроїв є модулі на платформі ELISE (рис. 3.3), а також блоки обробки інтегрованих камер на базі ПЛІС [9].



Рисунок 3.3 – Обчислювальний модуль на платформі ELISE

Головною перевагою інтегрованих сенсорів є практично необмежені можливості доступу до всіх даних у поєднанні з мінімальними транспортними затримками між вимірювальними блоками та обчислювальним пристроєм. Також можна відзначити простоту розгортання таких систем за рахунок мінімальної кількості необхідних додаткових компонентів.

Основний недолік інтегрованих сенсорів полягає у вкрай обмежених можливостях масштабування. Так, вертикальне масштабування, як правило, обмежено розмірами сенсора, енергетичними ресурсами його джерела живлення та можливостями тепловідведення. Крім цього з використанням інтегрованих обчислювальних систем утруднено комплексування різних сенсорних даних, так як у цьому випадку досить компактний обчислювальний пристрій повинен не тільки обробляти великі обсяги

первинних даних, але й мати необхідний обсяг високошвидкісних інтерфейсів, щоб їх отримати. У разі горизонтального масштабування такі системи переходять у клас розподілених обчислювальних систем [13], який буде розглянуто нижче. Централізовані системи мають на увазі обробку даних та реалізацію алгоритмів стеження за рухомими об'єктами на окремому обчислювальному пристрої. На сьогоднішній день це один із найпоширеніших варіантів для систем із великою кількістю датчиків [11]. Він дозволяє використовувати найбільш продуктивні багатопроесорні системи, розміщуючи в окремих серверних стійках і забезпечуючи їм примусове охолодження. Такі системи можуть бути оснащені великою кількістю високопродуктивних інтерфейсів, у тому числі стандартів Gigabit Ethernet, що дозволяє обробляти і комплексувати практично необмежену кількість сенсорів.

Основним методом масштабування таких систем є вертикальне масштабування, однак окремі компоненти (наприклад, мережні інтерфейси або блоки пам'яті) можуть допускати горизонтальне масштабування. Цим обумовлений ключовий недолік централізованих систем: щодо масштабування вони, зазвичай, вимагають виведення з експлуатації. Вже сама ця вимога може бути неприйнятною для застосування в галузі забезпечення громадської безпеки, а також спеціальної та військової техніки. Крім цього, необхідність виведення систем з експлуатації ускладнює зміну коливальних обчислювального навантаження з часом, яке характерне, наприклад, для систем аналізу дорожнього руху [9]. Вирішенням цієї проблеми є перехід від централізованих до розподілених обчислювальних систем [8].

У розподілених системах алгоритми виконуються одночасно на кількох обчислювальних пристроях, створюючи можливості вертикального і горизонтального масштабування. Більш того, у найбільш досконалих з них існує можливість змінювати склад обчислювальних пристроїв «на льоту», забезпечуючи як компенсацію стрибків навантаження з часом, і високий

рівень доступності устаткування, зокрема у процесі проведення ремонтів і регламентних робіт. Узагальнена структурна схема розподіленої обчислювальної системи для стеження рухомими об'єктами представлена на рисунку 3.4.

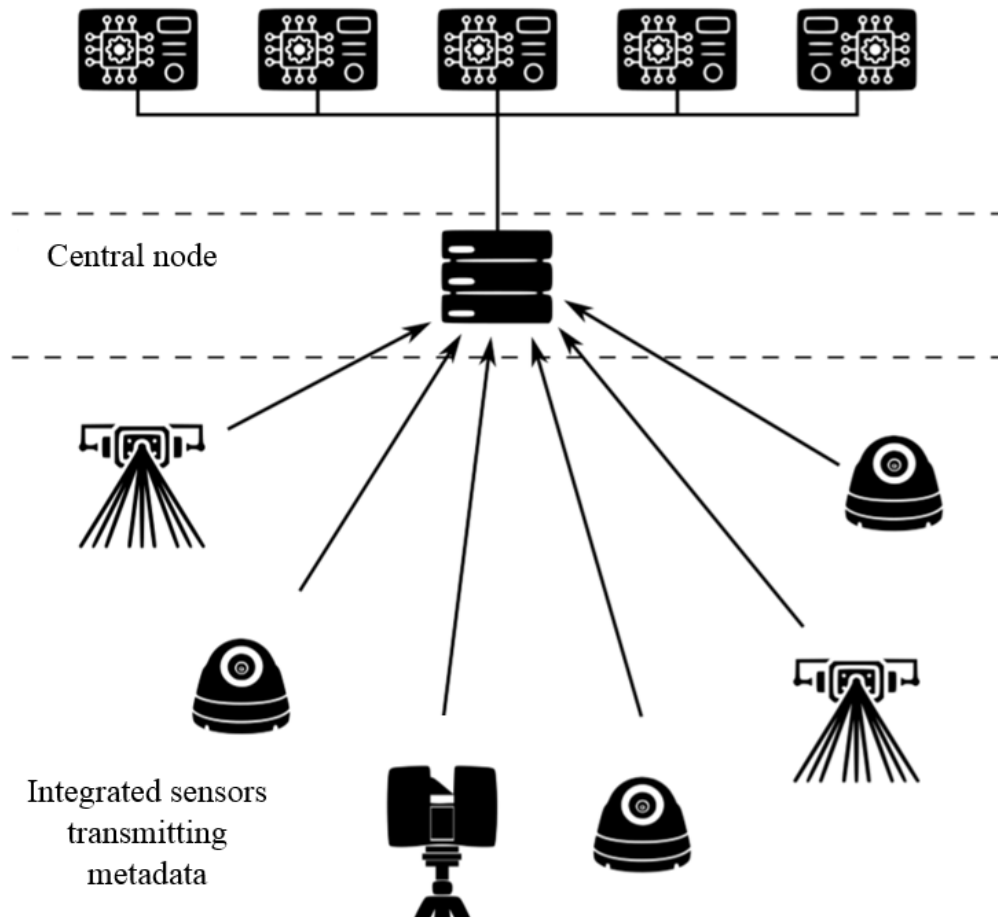


Рисунок 3.4 – Узагальнена структурна схема розподіленої обчислювальної системи для стеження рухомими об'єктами

Розподілені системи можуть будуватися як на базі окремих обчислювальних пристроїв, які обробляють первинні дані сенсорів, так і на основі сенсорів з інтегрованим обчислювачем [13]. В останньому випадку перспективним бачиться використання бортового обчислювача сенсора для первинної обробки його інформації, виконання процедур сегментації та розпізнавання образів, на виході яких формуватимуться мета-дані про кожен

із виділених об'єктів. Далі ці метадані будуть передаватися каналами зв'язку на розподілені обчислювальні вузли, які на їх основі забезпечуватимуть зіставлення об'єктів, виділених з даних різних датчиків, між собою і прогнозувати їх траєкторію. Такий підхід успішно зарекомендував себе у робототехніці. Він дозволяє суттєво знизити пропускну спроможність каналів зв'язку та при цьому забезпечити загальну високу надійність кінцевої системи. При цьому рахунок скорочення трафіку від використовуваних датчиків для спрощення реалізації вона може мати центральний вузол, який розподілятиме найбільш ресурсозатратні обчислення і управляти потоками даних в системі. Згідно з проведеним оглядом і аналізом така система поєднує в собі переваги централізованих і розподілених рішень і найкраще задовольняє вимогам прикладних завдань, в яких затребуване стеження за рухомими об'єктами. У зв'язку з цим вона буде взята за основу під час вирішення завдань даної дисертаційної роботи.

4 РОЗРОБКА МЕТОДУ СТЕЖЕННЯ ЗА РУХОМИМИ ОБ'ЄКТАМИ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСУВАННЯ РОЗНОРІДНОЇ СЕГМЕНТУВАНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

4.1 Постановка завдання на розробку комплексного алгоритму спостереження за рухомими об'єктами у тривимірному просторі

Розглянемо стаціонарну систему спостереження, яка включає K сенсорів в полі зору яких може знаходитися I об'єктів. У дипломній роботі приймається, що рухливий об'єкт характеризується однойменним вектором стану:

$$x_i = \begin{pmatrix} S \\ V \\ a \end{pmatrix}, \quad (4.1)$$

де i – індекс об'єкту;

S – компоненти вектора стани, що характеризують його просторовий положення (координати центроїда об'єкта);

V – компоненти вектора стану, що відображають швидкість руху об'єктів;

a – компоненти вектора стану, що описують прискорення об'єкта , та вектором додаткових ознак, який представляє собою набір чисельних характеристик, таких як: колір, форма, розмір, температура тощо. ознак задається заздалегідь з урахуванням типу використовуваних сенсорів та алгоритмів сегментації. Об'єднані одним ідентифікатором вектор стану та вектор ознак становлять модель об'єкта.

На рисунку 4.1 представлений конкретний приклад системи спостереження з двох камер (сенсор 1 і сенсор 3) та лазерного далекоміра (сенсор 2), яка фіксує рух трьох рухомих об'єктів , тобто $K = 3$ і $I = 3$.

Прямокутниками позначені сегментовані об'єкти за даними сенсора (відповідного кольору), стрілки вказують на об'єкти, які потрапляють у його зону дії. Розглянемо приклад :

1) об'єкт знаходиться в робочій зоні всіх сенсорів, для нього отримані два спостережуваних образи: за даними сенсора 2 - $O_2(x_2)$ і за даними сенсора 3 - $O_3(x_1)$;

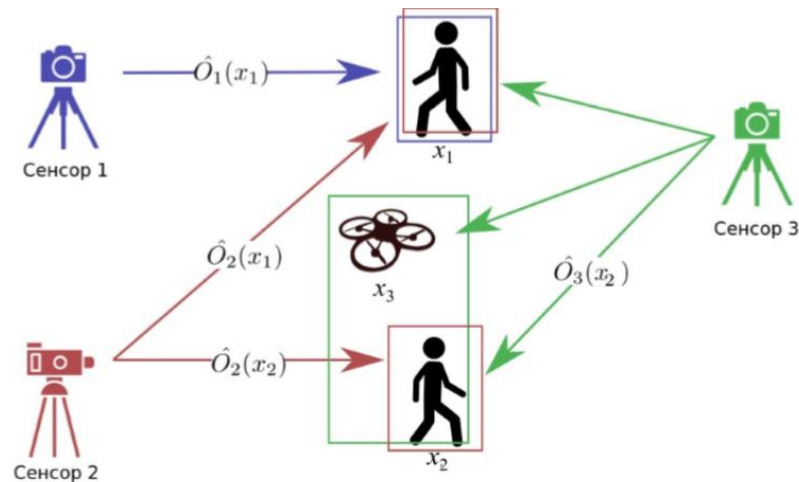


Рисунок 4.1 – Система спостереження та використовувані умовні позначення

2) об'єкт знаходиться в робочій зоні сенсора 2 та сенсора 3, для нього отримані два спостережуваних образи: за даними сенсора 2 - $O_2(x_2)$, за даними сенсора 3 об'єкти x_2 та x_3 були визначено як об'єкт (наприклад, через оклюзії), тобто їм отримано один спостережуваний образ - $O_3(x_1)$;

3) об'єкт знаходиться в робочій зоні тільки сенсора 3, при цьому, як було сказано вище, для об'єктів і отримано один спостережуваний образ - $O_3(x_1)$.

4.2 Структура комплексного алгоритму стеження рухомими об'єктами в тривимірному просторі

Комплексний алгоритм розроблений для стеження рухомими об'єктами в глобальній СК. Його ключовими новими елементами є: алгоритм

комплексування інформації та алгоритм оцінки положення об'єктів p ($O_k(x_i)$; $O_k(x_j)$) оцінку відповідностей та визначення спостережуваних образів об'єктів на основі зіставлень або припущень на основі прогнозованих даних. Третє завдання, відновлення за істинними образами становища об'єктів, тобто реконструкція у глобальній СК, у роботі вирішується відомим методом мультисенсорної тріангуляції [5].

Комплексний алгоритм є уніфікованим з погляду складу вимірювальної системи, тобто з його вхід можуть надходити сегментовані дані з будь-якого типу сенсора. Комплексний алгоритм є уніфікованим з погляду складу вимірювальної системи, т. е. з його вхід можуть надходити сегментовані дані з будь-якого типу сенсора. Обов'язковою умовою для роботи комплексного алгоритму є попереднє калібрування всіх сенсорів перед початком роботи, яке передбачає визначення відносних лінійних та кутових зсувів СК сенсорів, а також вибір початку глобальної СК. Передбачається, що положення сенсорів один щодо одного не змінюється протягом усього часу роботи.

Запропонований комплексний алгоритм, структура якого представлена на рисунку 4.2, заснований на ієрархічному підході до стеження і включає два рівні взаємодії нових алгоритмів (позначені зеленим кольором). При цьому акцент ставиться на обробці параметрів руху (у даному випадку – це нижній рівень ієрархії), а не моделей зовнішнього вигляду та розрахунку метрик подібності за різними ознаками, хоча вони враховуються під час підсумкової оцінки відповідностей. Таке рішення дозволяє максимально абстрагуватись від способів сегментації рухомих об'єктів. Таким чином, блок "Сегментування" не входить до структури алгоритму.

Для визначення взаєморозташування істинних образів об'єктів і прогнозування положення використовуються два набори взаємно незалежних фільтрів Калмана, які оцінюють у глобальній СК (позначений синім кольором на рисунку 4.2) і в СК сенсорів (позначений жовтим кольором на рисунку 4.2). Виходом комплексного алгоритму є модель об'єкта, яка складається з об'єднаних одним ідентифікатором: вектора стану, отриманого

з блоку корекції фільтра Калмана для глобальної СК, та набору додаткових ознак, що формується безпосередньо із сенсорних даних шляхом приведення їх до загальних одиниць виміру. Безпосередньо для спостереження за рухомими об'єктами в глобальній СК використовується перший елемент у векторі стану.

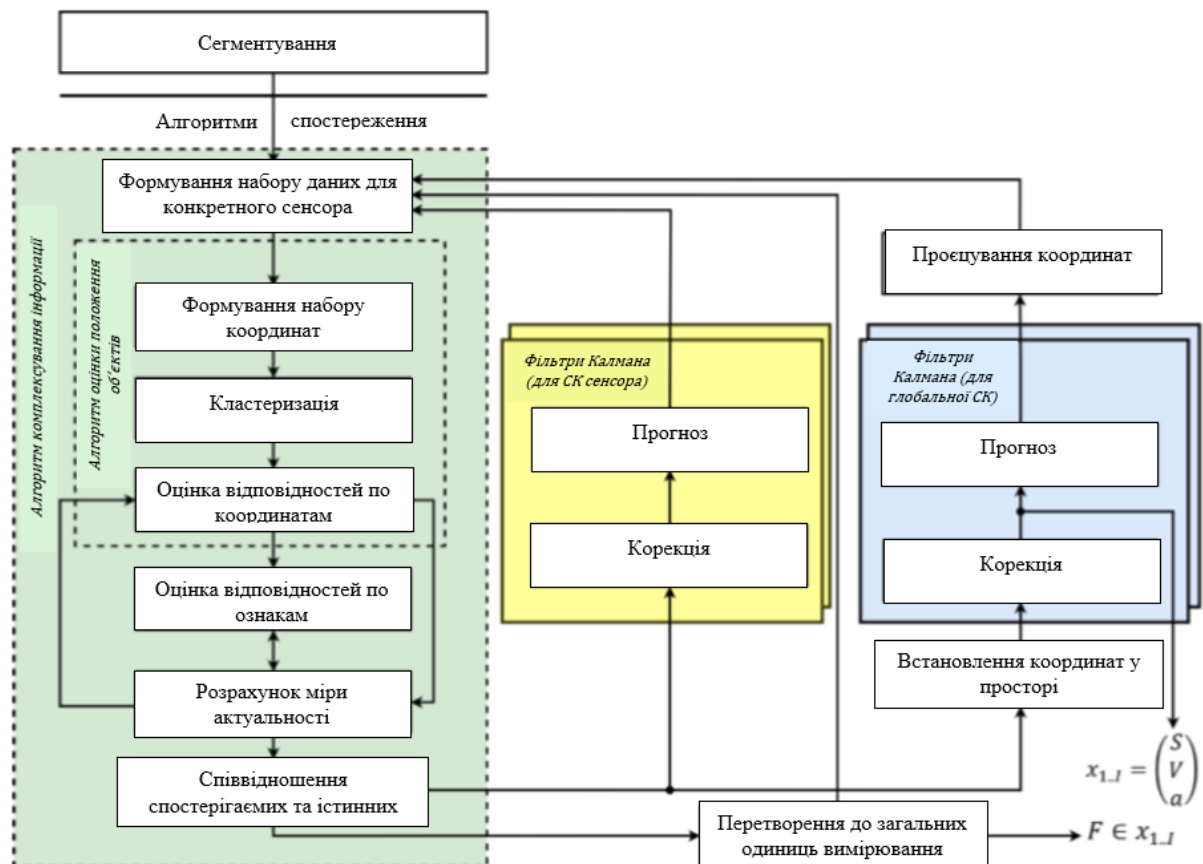


Рисунок 4.2 – Комплексний метод спостереження за рухомими об'єктами

Розглянемо докладніше блоки, що входять до структури комплексного алгоритму: алгоритм оцінки параметрів руху об'єктів, алгоритм комплексування інформації, відновлення координат у просторі, корекція та прогноз, проектування координат та перетворення до загальних одиниць виміру.

Зважаючи на те, що блоки «корекція» та «прогноз» використовуються повторно для різних цілей, їх сумарна кількість становить 2+2 К. Зіставлення вихідних даних та блоків представлено в таблиці 4.1

Таблиця 4.1 – Зіставлення вихідних даних і блоків, що входять до структури комплексного алгоритму

Блоки у структурі алгоритму	Результат
Алгоритм оцінки параметрів руху	Первинна матриця відповідностей
Алгоритм комплексування інформації	Спостережуються образи
Перетворення до загальних одиниць виміру	Ознаки об'єктів
Відновлення координат у просторі	Координати об'єктів у глобальній СК
Фільтр Калмана для глобальної СК (корекція)	Вектори стану об'єктів у СК сенсора з урахуванням корекції
Фільтр Калмана для глобальної СК (прогноз)	Прогнозовані вектори стану об'єктів у глобальній СК
Фільтр Калмана для СК сенсора (корекція)	Вектори стану об'єктів у СК сенсора з урахуванням корекції
Фільтр Калмана для СК сенсора (прогноз)	Прогнозовані вектори стану об'єктів у СК сенсора
Проєціювання координат	Проектовані прогнозовані координати

На вхід комплексного алгоритму надходять спостережувані образи, отримані за допомогою алгоритмів сегментації об'єктів. На вхід блоку "Алгоритм оцінки положення об'єктів" подаються:

- отримані на момент виміру координати t ;
- сукупність проєктованих векторів координат, що прогножуються, при цьому прогноз виконується за допомогою фільтрів Калмана;
- прогнозовані у СК сенсора координати.

Вихідними даними блоку є оцінки відповідності істинних образів та отриманих на момент вимірювання t координат об'єктів, тобто перший доданок для (6), які є елементами первинної матриці.

На вхід блоку "Алгоритм комплексування інформації" надходить наступний набір даних:

- результат, отриманий з блоку Алгоритм оцінки положення об'єктів;
- референсні ознаки;
- спостережувані ознаки.

У ході роботи алгоритму розраховуються значення для другого доданку (6) і розраховується сума (6) для кожного істинного і спостережуваного образу. Результатом є оновлені елементи матриці, а також матриця, що визначає міру актуальності інформації про об'єкти. Виходом блоку є спостережувані образи, отримані в ході розрахунку методом пошуку максимального значення, а також припущення про спостережуваний образ за відсутності спостережень. За допомогою блоку «Відновлення координат у просторі» виконується мультисенсорна тріангуляція вимірювань положення (у складі образів, що спостерігаються) об'єктів, зіставлених між сенсорами, тобто з однаковими ідентифікаційними номерами. Цей блок може бути реалізований методами, зазначеними у [5].

Виходом блоку є координати об'єктів у глобальній СК. Результат блоку "Відновлення координат у просторі" надходить на вхід блоку "Корекція" фільтра Калмана для глобальної СК, де вносяться зміни до параметрів руху об'єктів, у складі векторів станів (5). Кориговані значення надходять на вихід алгоритму і становлять частину моделі об'єкта. Для побудови траєкторії об'єкта використовується перший елемент стану вектора. Ці дані надходять на вхід блоку «Прогноз», де виконується припущення про параметри руху об'єктів у момент вимірювання $t+1$.

Блок «Проеціювання координат» здійснює зворотне проектування отриманих даних про становище з глобальної СК систему координат кожного сенсора, використовуючи у своїй матриці, отримані при попередньої калібруванні сенсорів, наприклад, методом [6]. Аналогічні дії виконуються для справжніх образів, що надходять на вхід блоків фільтра Калмана (для сенсорного СК). За допомогою блоку «Перетворення до загальних одиниць вимірювання» ознаки зі СК сенсора перетворюються на середні значення і надходять на вихід алгоритму, для відновлення повної моделі об'єкта, наприклад, методом, вказаним у [8], а також на вхід блоку «Формування набору даних для конкретного сенсора» як референсної ознаки для подальшого порівняння.

Таким чином, за допомогою комплексного алгоритму вирішується завдання оцінки вектора стану для кожного з об'єктів, що спостерігаються, на основі сукупності отриманих від сенсорів вимірювань і виявлених відповідностей між істинними і спостережуваними образами. Відповідності між істинними та спостережуваними образами визначаються за допомогою алгоритму комплексування інформації та алгоритму оцінки параметрів руху.

4.3 Алгоритм комплексування інформації

Алгоритм комплексування інформації знаходиться на верхньому рівні ієрархії (рисунк4.2) та призначений для:

- формування матриці відповідностей з елементами, значення яких розраховуються відповідно до (4.1), в СК сенсора для оцінки відповідності між i -им істинним і j -им спостерігається об'єкта на базі різнорідних сенсорних даних: координат і ознак. При цьому для оцінки відповідності координат використовується окремий алгоритм оцінки положення об'єктів, що знаходиться на нижньому рівні ієрархії;

- оновлення матриці параметрів , що відбивають міру актуальності інформації, тобто ступеня її відповідності поточному моменту виміру t , про кожному об'єкті. З її допомогою регламентується час стеження за об'єктом, що залишив робочу зону одного чи кількох сенсорів;

- зіставлення істинних і спостережуваних образів на основі пошуку максимальної оцінки відповідності в матриці та визначення спостережуваного образу, у разі, якщо ;

- прийняття рішення про ініціалізацію нового об'єкта або припинення стеження.

Алгоритм комплексування інформації складається з п'яти основних етапів роботи, що представлені на рисунку 4.3:

- 1) формування набору даних для конкретного сенсора;
- 2) оцінка відповідностей за координатами;

- 3) оцінка відповідностей за ознаками;
- 4) розрахунок міри актуальності;
- 5) зіставлення істинних і спостережуваних образів.

Ключовий результат кожного етапу представлений у таблиці 4.2.

З огляду на те, що комплексний алгоритм орієнтований на стеження у глобальній тривимірній СК, ініціалізація, тобто. пошук нових об'єктів, що проходить у кілька ітерацій розрахунків, тому що новий об'єкт може з'явитися і деякий час пересуватися в робочій зоні тільки одного сенсора, що вимірює в одній площині, що не дозволить виконати тривимірну реконструкцію. Також за новий об'єкт можна помилково прийняти хибнопозитивне сегментування.

Щоб уникнути цієї помилки, але при цьому ініціалізувати новий об'єкт, виконуються такі дії:

- 1) якщо в результаті виконання алгоритму оцінки положення об'єктів з'явилися імовірно нові об'єкти, відповідно, з різними ідентифікаторами, в одну або кілька ітерацій розрахунку комплексного алгоритму з однаковими значеннями для даних об'єктів виконується тривимірна реконструкція (блок «Відновлення координат у просторі», рисунок 4.2);

- 2) отримані координати проєктуються назад до СК сенсора (блок «Проєціювання координат», рисунок 4.2);

- 3) якщо на етапі кластеризації (блок «Кластеризація», рисунок 4.2) попередній вимір співпав зі зворотним проєктованим, приймається рішення про те, що знайдено новий об'єкт, за ним закріплюється один з ідентифікаторів, виданих раніше, а зайві видаляються.

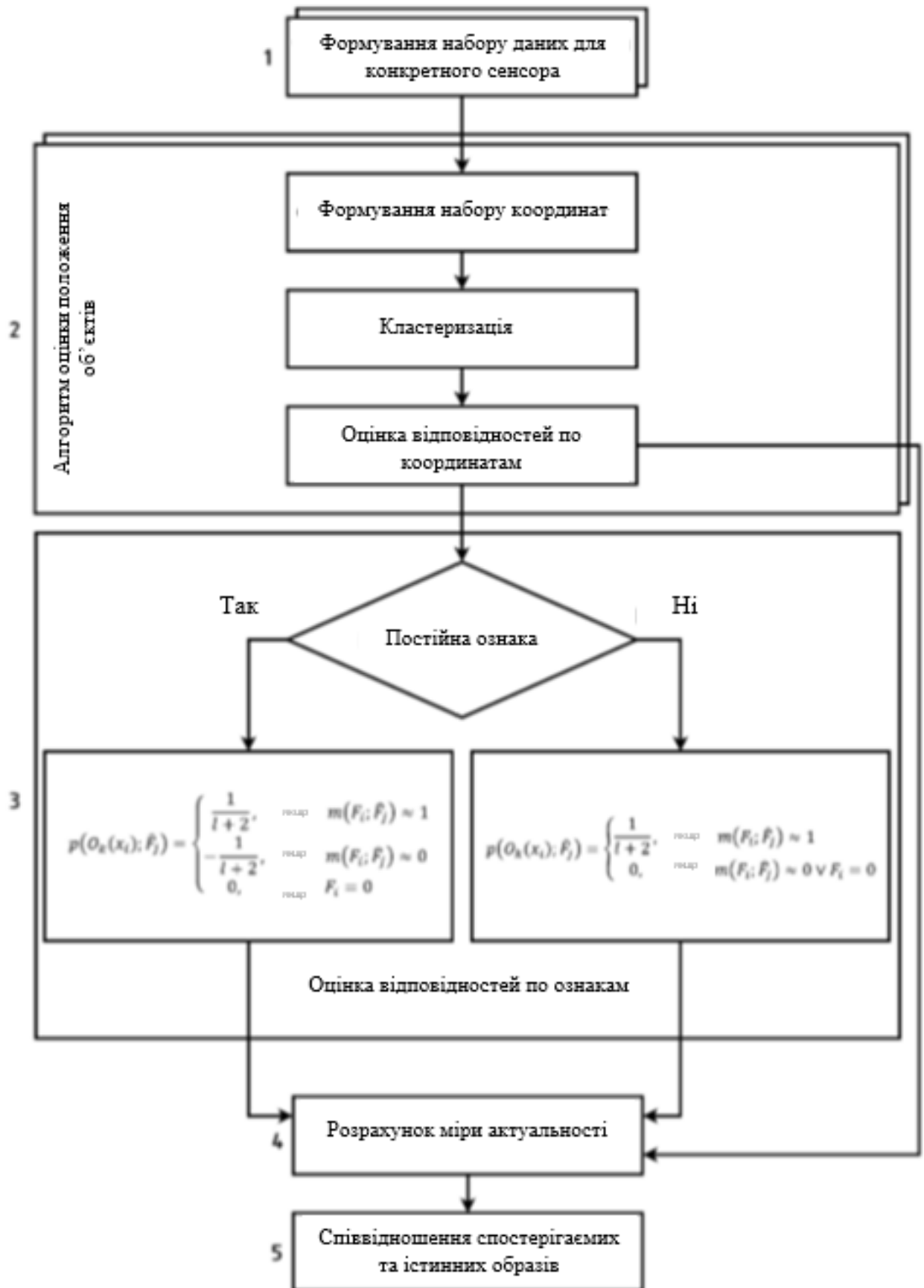


Рисунок 4.3 – Структурна схема алгоритму комплексування інформації

Таблиця 4.2 – Зіставлення вихідних даних та етапів алгоритму комплексування інформації

Етапи алгоритму	Результат
Формування набору даних для конкретного сенсора	Набір даних для порівняння O_k
Оцінка відповідностей за координатами	Перший доданок (6) $p(O_k(x_i); S_j)$
Оцінка відповідностей за ознаками	Друге доданок $p(O_k(x_i); F_j)$ і сума (6) $p(O_k(x_i); O_k(x_j))$;
Розрахунок міри актуальності	Підсумковий вектор параметрів на момент виміру t
Зіставлення істинних і спостережуваних образів	Спостерігаються образи $O_k(x_i)$

Ініціалізацію як окремий випадок можна виконати перед початком роботи комплексного алгоритму при стеженні, наприклад, на спортивних заходах, коли заздалегідь відомо, що кількість об'єктів не збільшуватиметься. У такому випадку виконуються дії, зазначені вище, але при цьому всі отримані спостереження положення поєднуються з усіма (з усіх сенсорів) для тривимірної реконструкції, заздалегідь задаються референсні ознаки, а всі елементи вектора прирівнюються одиниці. Алгоритм комплексування інформації дозволяє вести стеження об'єктами з урахуванням різнорідної сенсорної інформації за умов, коли ознаки об'єктів змінюються з часом. Він складається з розрахунку оцінок відповідностей за ознаками та оцінок відповідностей щодо положення об'єкта в СК сенсора, за яке відповідає алгоритм оцінки положення об'єктів.

5 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ СПОСТЕРЕЖЕННЯ ЗА РУХОМИМИ ОБ'ЄКТАМИ У РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ

В рамках проведених досліджень була проведена всебічна оцінка розроблених алгоритмічних рішень з точки зору точності локалізація рухомих об'єктів, що спостерігаються, якості стеження, а також можливості роботи в режимі реального часу. Також було проведено пряме порівняння запропонованих алгоритмів із відомими аналогами на базі загальнодоступного датасету APIDIS.

5.1 Оцінка точності локалізації під час використання різномірних сенсорів

Перша серія експериментів була присвячена оцінці впливу кількості відстежуваних об'єктів та набору застосовуваних сенсорів на якість стеження за рухомими об'єктами за метрикою, яка дозволяє оцінити якість стеження та точність їх локалізації. Дані експерименти проводилися шляхом моделювання в середовищі Octave переміщення рухомих об'єктів у робочій області $8 \times 7 \times 8$ м. У першому експерименті (рисунок 5.1) випадково були згенеровані траєкторії руху об'єктів у площині. Передбачалося, що спостереження велося за допомогою двох камер і скануючого далекоміра, встановлених на стаціонарних опорних вимірювальних пунктах (ВП).

Для моделювання сегментованих даних еталонні координати з додаванням випадкового шуму були спроектовані в площині камер та далекоміра. Як ознака, що змінюється, був обраний колір об'єктів. У другому експерименті об'єкти рухалися у тривимірному просторі. В даному випадку передбачалося, що спостереження велося за допомогою двох камер, також встановлених на вимірювальних пунктах. Сегментовані дані моделювалися аналогічно способу, описаному для першого експерименту. За умовами

експериментів передбачалося, що всі сенсори відкалібровані, синхронізовані бездротовим каналом і виробляють вимірювання із частотою 25 Гц. Тривалість кожного експерименту становила 60 секунд (1500 вимірів).

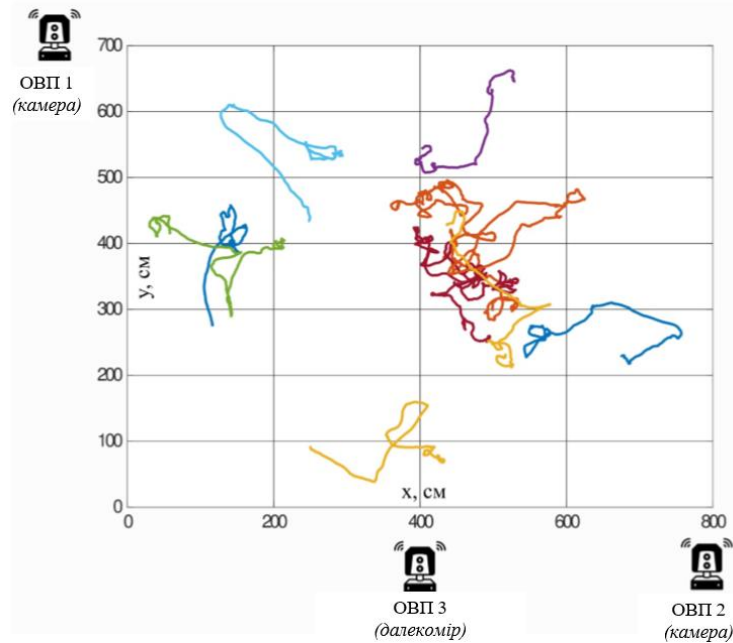


Рисунок 5.1 – Схема розташування сенсорів та траєкторії руху об'єктів на площині під час першого експерименту

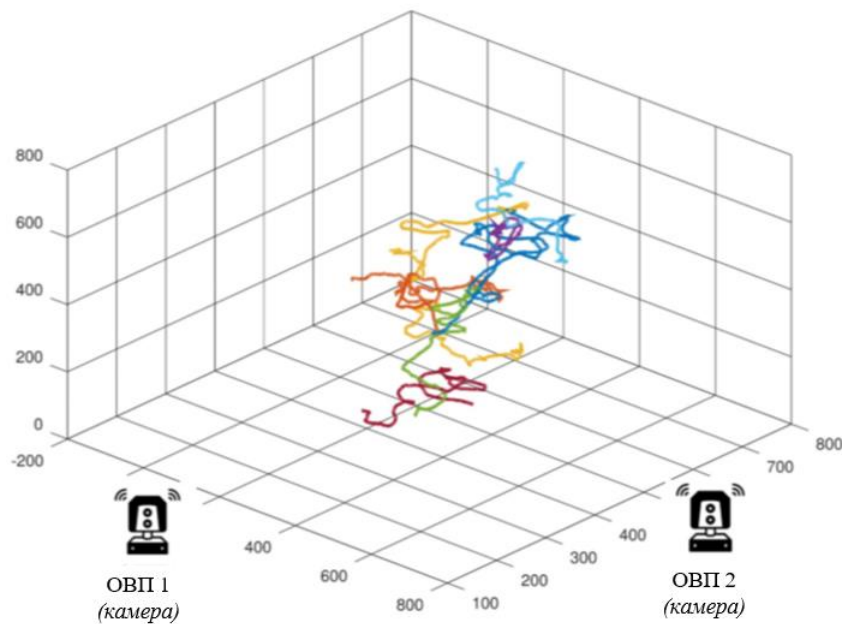


Рисунок 5.2 – Схема розташування сенсорів та траєкторії руху об'єктів у тривимірному просторі під час другого експерименту

Протягом усіх експериментів для кожного з об'єктів обчислювалася помилка його локалізації, а також поширена в дослідженнях з даної тематики метрика МОТА. Чисельні оцінки точності локалізації та якість відстеження траєкторій об'єктів з використанням метрики МОТА представлені у таблиці 5.1.

Таблиця 5.1 – Результати моделювання експериментальних досліджень з урахуванням синтетичних даних

Траєкторії переміщення об'єктів	2D		3D	
	Дві камери	Дві камери та далекомір	Дві камери	
Кількість об'єктів	10		10	100
Середнє значення помилки локалізації, см	1.7	1.3	0.98	1
Середньоквадратичне відхилення помилки локалізації, см	10.	9.83	1.10	1.12
Максимальне абсолютне значення помилки локалізації, см	10.5	9.8	7.3	4.98
Відносна помилка локалізації, %	1.5	1.4	1.04	0.7
МОТА, %	82	86	90	85

Також, для простоти порівняння, точність локалізації наведено у таблиці 5.1 як у абсолютних величинах, і у відсотках (у відсотках від меншого з розмірів робочої зони). Як очевидно з отриманих результатів максимальна помилка локалізації вбирається у 1,5%, у своїй збільшення кількості сенсорів призводить як до підвищення точності визначення просторового становища об'єктів, і до підвищення якості стеження. Можна помітити, що максимальна помилка локалізації при стеженні в тривимірному просторі виявляється вищою, ніж при стеження на площині. Це значно

більшою ймовірністю оклюзій у випадках, коли об'єкти рухаються у одній площині постійно перекриваючи одне одного. Також інтерес викликає той факт, що максимальна помилка локалізації падає зі збільшенням кількості об'єктів у разі їхнього руху одночасно у трьох вимірах. Однак, значення максимальної помилки істотно залежить від викидів, що мають випадковий характер. Якщо ж поглянути на середньоквадратичну помилку, то вона збільшується разом зі збільшенням числа об'єктів, але, що важливіше, темп її збільшення становить менше 2% зі збільшенням числа рухомих об'єктів, що спостерігаються, в 10 разів. Останнє говорить про високу стабільність кількісних характеристик стеження, які забезпечують розроблені алгоритмічні рішення.

5.2 Оцінка якості стеження порівняно з відомими аналогами

У другій серії експериментів для прямого порівняння розробленого програмно-алгоритмічного забезпечення з відомими аналогами був використаний загальнодоступний набір даних APIDIS. Він включає 7 фрагментів відео баскетбольної гри, знятих з різних камер, розташованих навколо ігрового поля. Для проведення експерименту було обрано дві камери (перша та сьома), які націлені на один кут ігрового поля, з різною фокусною відстанню. Сегментовані дані об'єктів було отримано методом [12]. В процесі експерименту протягом 1 хвилини (послідовність з 1500 кадрів) оцінювалися параметри положення та швидкості чотирьох заздалегідь вибраних об'єктів, які найчастіше перетиналися між собою та з іншими об'єктами.

На рисунку 5.2 (у лівій частині) представлені еталонні траєкторії для всіх об'єктів у просторі на площині XY (в даному експерименті переміщення по осі $Z = 0$), позначені чорним кольором; кольоровими лініями відмічені вибрані цілі. Еталонні траєкторії були отримані методом інтерполяції координат об'єктів (ground truth), які були представлені на ресурсі, що надає

датасет, з інтервалом в 1 с. У правій частині рисунку 5.2 представлені приклади кадрів з камер, використаних під час експерименту.

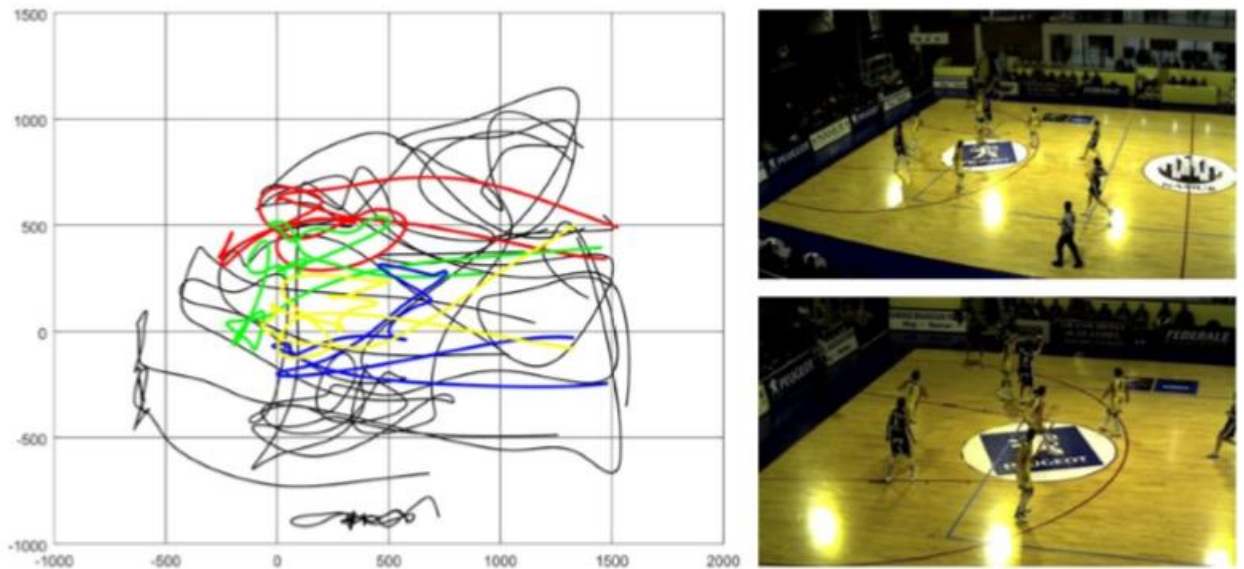


Рисунок 5.2 – Еталонні траєкторії руху гравців (ліворуч) та кадри з 1 та 7 камер (праворуч)

На рисунку 5.2 представлені еталонні траєкторії вибраних цілей (відзначені суцільною лінією) та відновлені траєкторії на базі отриманих сегментованих даних з камер (відзначені пунктирною лінією). Результати розрахунку показника точності відстеження MOTA порівняно з іншими сучасними методами наведено в таблиці 5.2.

Як видно з рисунка 5.3 розроблений алгоритм трекінгу стійко відстежує об'єкти інтересу, уникаючи некоректних перемикань між ними. Це підтверджується оцінками якості стеження за метрикою MOTA, наведеними в таблиці 5.2. З них випливає, що розроблені алгоритмічні рішення не тільки виконали вимоги, а й перевершили відомі аналоги під час прямого порівняння.

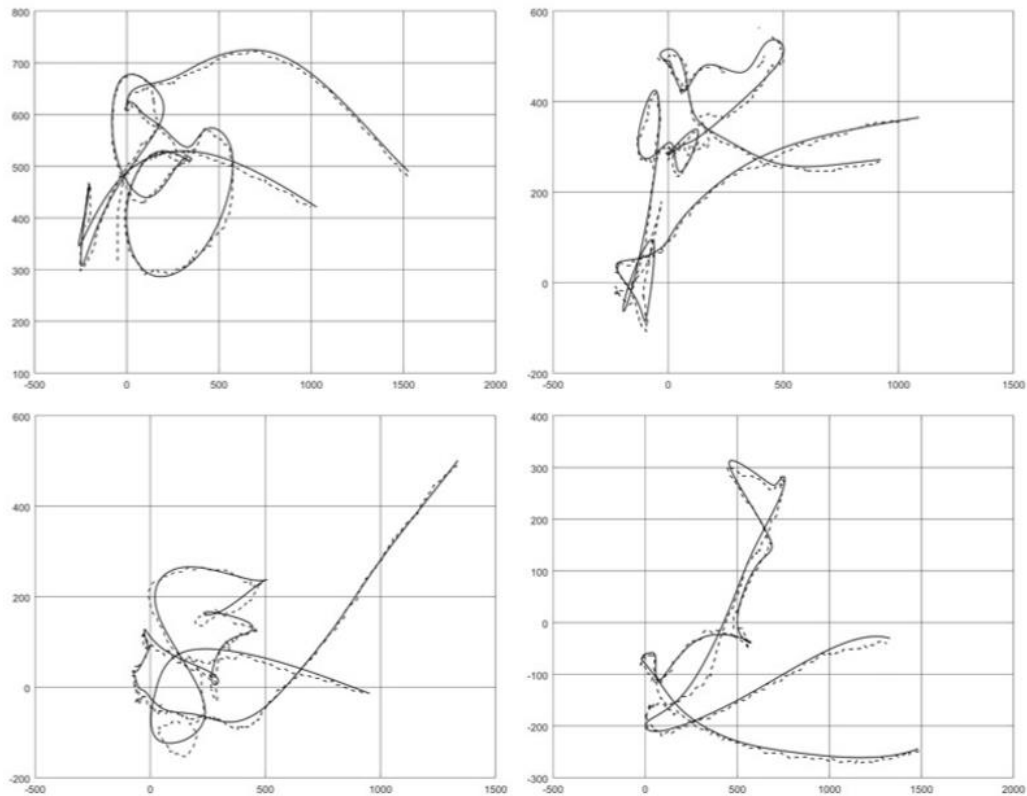


Рисунок 5.3 – Еталонні траєкторії цілей (відзначені суцільними лініями) та відновлені за сегментованими даними (відзначені пунктирними лініями)

Таблиця 5.2 – Результати прямого порівняння розроблених програмноалгоритмічних рішень із відомими аналогами

Алгоритм стеження	МОТА
Online Multiple Athlete Tracking with Pose-Based Long-Term Temporal Dependencies	75.2%
Variational inference for 3-D localization and tracking of multiple targets using multiple cameras	79.6%
Multi-camera multi-player tracking with deep player identification in sports video	81.1%
Robust, real-time 3d tracking of multiple objects with similar appearances	85.5%
Розроблений метод	85.8%

Також варто відзначити, що найбільш близький за якістю стеження алгоритм, опублікований в [12], описує метод, заснований на тривимірній

реконструкції образів і призначений для роботи тільки з камерами видимого світлового діапазону, в той час як в даній роботі отримати аналогічне за якістю стеження вдалося, вирішуючи завдання максимально загальному вигляді, абстрагуючись від конкретного типу сенсорів та його кількості.

5.3 Комплексна оцінка роботи алгоритмів у режимі реального часу

Останній експеримент був спрямований на оцінку можливості роботи розробленого методу у режимі реального часу. Для проведення натурного експерименту було створено експериментальний стенд, схема якого представлена на рисунку 5.4. Стенд складається з розробленого прототипу системи стеження. Вона включає ЦВУ на базі вбудованого комп'ютера, оснащеного процесорів Intel Core i7, розподілену обчислювальну систему на базі ПЛІС Xilinx Artix та систем у відеоспостереження, що включає чотири купольні камери BD133. В ході експерименту дані камери реєстрували переміщення 4 гоночних квадрокоптерів на трасі, що складається з 5 елементів: 4 прапори (виконані у формі вертикальних вішок) та ворота. У центрі траси була розташована колона, яка не дозволяла жодній з камер одночасно спостерігати всі ділянки траєкторій польоту БПЛА, що спостерігаються. Габаритні розміри робочої зони становлять $8 \times 8 \times 3$ м. Для камер було встановлено різну частоту формування вихідних даних: першої камери – 13 кадрів на секунду, інших – 25 кадрів на секунду.

Камери були калібровані і приведені в загальну систему координат (рисунок 5.5). У процесі цього для них були отримані матриці, де $k = 1, 2, 3, 4$, що містять їх внутрішні та зовнішні параметри (5.1)-(5.4).

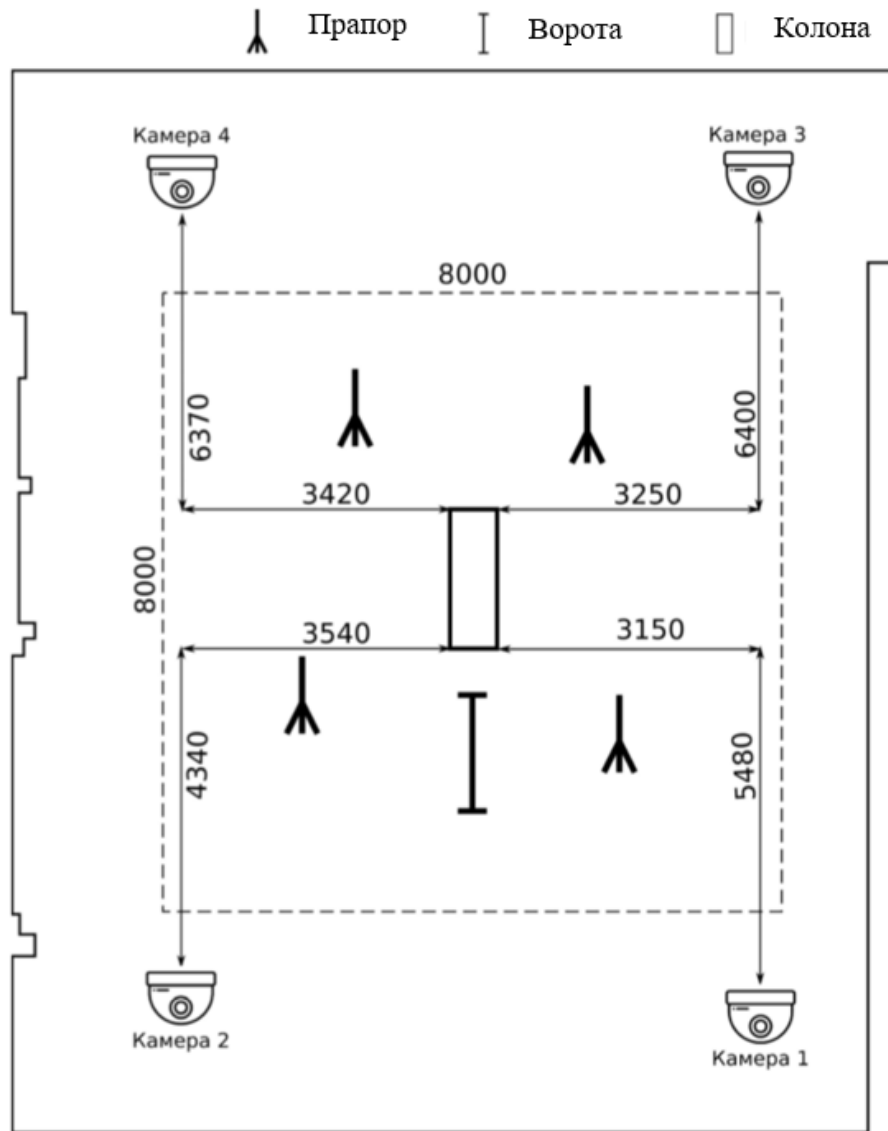


Рисунок 5.4. – Схема розташування камер та елементів траси при моделюванні приміщення для експерименту

Дані матриці були завантажені в програмне забезпечення [10] і використані для вирішення задач проектування координат рухомих об'єктів у локальну систему координат кожного сенсорів і назад. В ході експерименту 4 гоночних квадрокоптери, керованих дистанційно радіоканал, одночасно злітали і здійснювали 5 кіл по заданій трасі. У процесі польоту розроблена система стеження обробляла дані камер експериментального стенду. Сегментація проводилася методом порогового відсікання та оконтурювання областей пікової інтенсивності.

$$P_{cam}^1 = \begin{bmatrix} -1715.1 & 1323.69 & -446.75 & 122253 \\ 430.84 & 274.042 & -2000.82 & 446263 \\ -0.75 & -0.42 & -0.49 & 7971 \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

$$P_{cam}^2 = \begin{bmatrix} 216.27 & 1773.82 & -385.5 & 832051 \\ 116.35 & -160.7 & -2016.9 & 326082 \\ -0.751 & 0.555 & -0.355 & 7844.7 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$P_{cam}^3 = \begin{bmatrix} -232.26 & -2305.44 & -479 & 420613 \\ -327.3 & 263.28 & -2189.1 & 644461 \\ 0.81 & -0.41 & -0.417 & 7202.4 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

$$P_{cam}^4 = \begin{bmatrix} 1229.39 & -745.5 & -783.7 & 264564 \\ -209.95 & -56.07 & -936.4 & 368439 \\ 0.560 & 0.399 & -0.725 & 6481.4 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

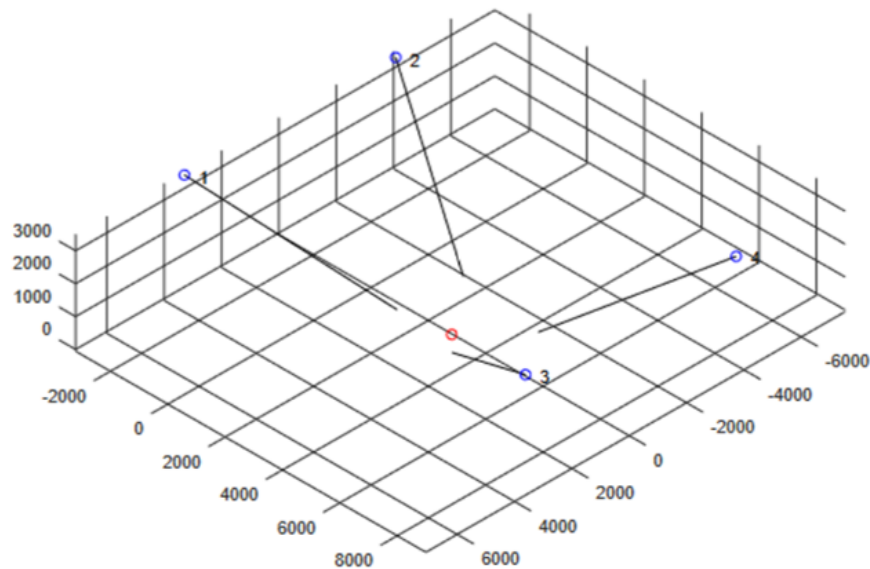


Рисунок 5.5 – Схема розташування камер у складі системи стеження

Даний метод обчислювально простий і стабільно сегментує світлову пляму від підсвічування безпілотного літального апарату, проте для нього також характерна велика кількість хибних сегментацій (рисунок 5.6). Цілями експерименту були кількісна оцінка швидкодії розроблених алгоритмів при виконанні на базі пристрою паралельної обробки різномірної сенсорної інформації та якісна оцінка цих алгоритмів під час вирішення завдань автоматизованого суддівства спортивних заходів. В результаті експерименту

в реальному часі будувалися траєкторії польоту, що брали участь у гонці безпілотних літальних апаратів, які автоматично аналізувалися на предмет порушення порядку проходження перешкод на трасі. Результати даного аналізу звірялися з відміткою суддів, який стежили за проходженням траси за даними курсової камери, встановленої на кожному квадрокоптері. Останнє є традиційним методом суддівства змагань з дрон-рейсинг.

В результаті проведеного експерименту було встановлено, що у всіх випадках результати оцінки траєкторій, побудованих за допомогою розроблених програмно-алгоритмічних рішень, збігалися з відмітками суддів, що стосувалося як випадків правильно, так і помилкового проходження перешкод (наприклад, обліт прапора з неправильного боку).

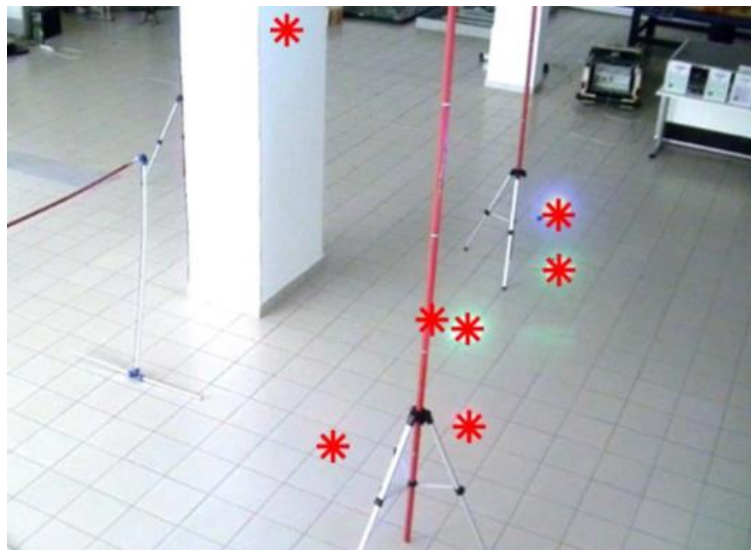


Рисунок 5.6 – Приклад результатів процедури сегментації

Таким чином, результати проведеного експерименту показали, що точність локалізації рухомих об'єктів та якість стеження розроблених програмно-алгоритмічних рішень є достатньою для вирішення завдань автоматизованого суддівства спортивних заходів, у тому числі змагань з дрон-рейсингу. При цьому в ході проведення змагань необхідно враховувати точнісні характеристики розроблених алгоритмів, оцінка яких була проведена у підрозділі 5.1.

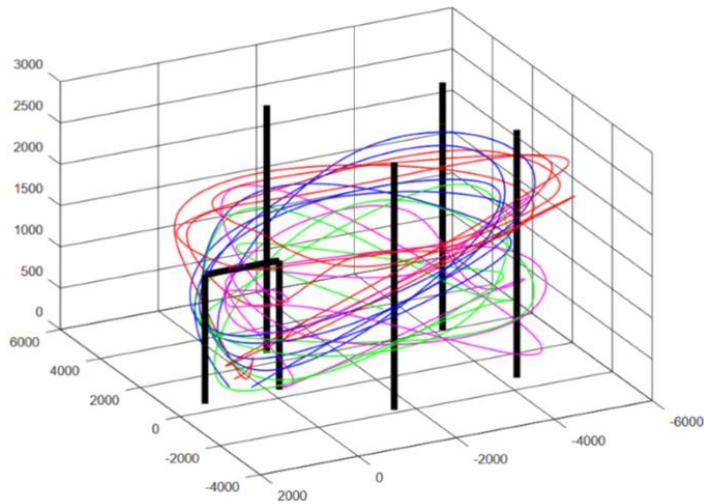


Рисунок 5.7 – Відновлені траєкторії польоту квадрокоптерів (загальний вигляд)

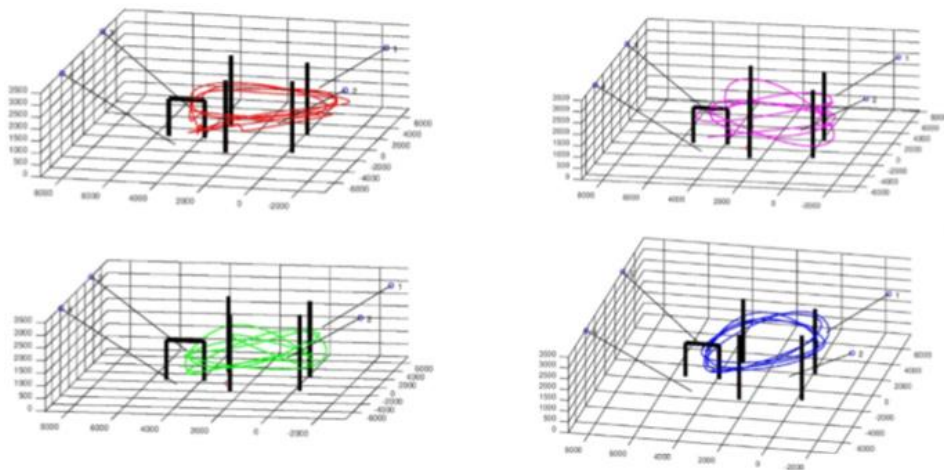


Рисунок 5.8 – Відновлені траєкторії польоту окремих квадрокоптерів

Так, у разі дрон-рейсингу ці дані можуть бути враховані при визначенні мінімальних розмірів перешкод (наприклад, при визначенні мінімальної товщини прапорів та вішок воріт). Кількісна оцінка часу обробки сенсорних даних показала, що вона не перевищує 12 мс, що задовольняє вимоги до режиму реального часу, визначених у першому розділі даної роботи. Це дозволило забезпечити високу якість стеження в умовах того, що всі камери працювали асинхронно один до одного. У разі синхронізації камер між собою їх точність, така продуктивність буде надмірною.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання кваліфікаційної роботи було реалізовано метод спостереження за рухомими об'єктами.

В першому розділі було проведено аналіз літературних джерел, який показав, що в даний час існують різні методи та алгоритми стеження за рухомими об'єктами, проте всі вони не позбавлені недоліків.

В другому розділі було обґрунтовано вибір показників оцінки методів спостереження за рухомими об'єктами та проведено порівняльну характеристику існуючих ієрархічних підходів до реалізації алгоритмів за тематикою дослідження.

У третьому розділі виокремлено способи забезпечення роботи систем стеження в реальному часі, а саме методи забезпечення вирішення завдань стеження за рухомими об'єктами в режимі реального часу.

У четвертому проводилася розробка методу спостереження за рухомими об'єктами на основі комплексування різнорідної сегментованої інформації. Було визначено структуру комплексного методу стеження рухомими об'єктами в тривимірному просторі.

У п'ятому розділі було здійснено реалізацію методу стеження за рухомими об'єктами в системі Matlab. Проведено імітаційне моделювання, мета якого – пряме порівняння якості стеження за допомогою розробленого методу з відомими аналогами.

У результаті проведених досліджень доведено, що розроблений метод стеження за рухомими об'єктами дозволяє досягти якості стеження за метрикою MOTA в 85,8%, що на наборі даних APIDIS перевершує відомі аналоги.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Мезін Д. О., Кучук Н.Г., Ляшова А.О., Партика С.О., Лисиця Д.О. Метод спостереження за рухомими об'єктами. Системи управління, навігації та зв'язку. Полтава : Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», 2024. Вип. 2(76). С. 122–127.
2. Azimjonov J., Özmen A. А реальний час автентифікації та нову автівку трейдерські системи для estimating і monitoring traffic flow on highways //Advanced Engineering Informatics. - 2021. - Т . 50. - З . 101393 .
3. Biokaghazadeh S., Zhao M., Ren F. Are FPGAs Suitable for Edge Computing? //USENIX Workshop on Hot Topics in Edge Computing (HotEdge 18). - 2018.
4. Bhave R. Практична машина навчання з LightGBM and Python: Explore Microsoft Gradient Boosting Framework для Optimize Machine Learning. Packt Publishing, Limited – 2021. – 228 с.
5. Chen T. та ін. Ієрархічне поєднання рамки для мульти-об'єкта їзди в повітряних умовах //Remote Sensing. - 2018. - Т . 10. - №. 9. - С. 1347.
6. Gao Y., Wang S., So НКН REMOT: A Hardware-Software Architecture для Attention-Guided Multi-Object Tracking з Dynamic Vision Sensors на FPGAs //Proceedings of the 2022 ACM/SIGDA International Symposium on FieldProgrammable Gate Arrays. - 2022. - С . 158-168 .
7. Laan T., Varbanescu AL Heterogeneous GPU і FPGA computing: a VexCL case-study //2022 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops (IPDPSW). - IEEE, 2022. - С . 382-390.
8. Kravchuk S., Afanasieva L. Wireless cooperative спілкування без maintaining a direct connection між джерелом і target receiver terminals // Information and Telecommunication Sciences. - 2019. - Vol. 10, No 2. -5-11 p.
9. Ю. Сан , Д. . В. До . Нг, Д. . Суй, Л.Л. Дай і Р. Шобер , « Розподіл ресурсів для систем зв'язку БПЛА на сонячній енергії », 19- й міжнародний

семинар IEEE за досягненнями в області обробки сигналів в бездротового зв'язку (SPAWC), Каламата , Греція , червень 2018, с. 1-5.

10. З. Рахман, Г.Р. Х. Кім, Ю. З. Чо. Розгортання мережі БПЛА на основі SDN : розміщення контролера та компроміс між накладними витратами на управління та затримкою. Міжнародна конференція IEEE з конвергенції інформаційних і комунікаційних технологій (ICTC), Чеджу , Південна Корея 2017, с . 1290-1292.

11. Р.М. Шукла, С.Сенгупта, А.М. Патра. Програмно -яке визначається розподіл ресурсів на основі мережі у розподілених серверах для безпілотних літальних апаратів . 8- й щорічний семінар і конференція IEEE за обчисленнями і комунікацій (CCWC), Лас - Вегас , США , 2018, с . 796-802.

12. Гордієнко Ю.О., Бугайов М.В., Солонець О.І., Солопій О.О. Особливості акустичних сигналів безпілотних літальних апаратів // Наука та техніка Повітряних Сил Збройних Сил України. 2016. №1 (22). С.32.

13. П. Ян, Х. Цао, З. Інъ, З. Сяо, Х. Сі і Д. Ву, розгортання стільникових дронів: зняття перевантаження мережі в умовах масового масового трафіку », IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems , т.д. 18, ном . 10. З. 2877-2892 , жовтень 2017р .

14. Yue, Longwang & Chen, Hanning. (2019). Unmanned vehicle path planning за допомогою novel ant colony algorithm. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking . 2019. 10.1186/s13638-019-1474-5.

15. Коваль М. І. Дослідження та модифікація алгоритмів виявлення та відстеження рухомих об'єктів у потоці відеоданих / М.І. Коваль // Вісник КДУ ім. М. Остроградського . – 2020. – № 64. – С. 49 – 53.